

INRS
Centre de Recherche
Avenue de Bourgogne, BP 27
54501 VANDOEUVRE CEDEX

IET – ICS

Note Scientifique et Technique

Dispositifs de protection par vision

Analyse paramétrique de descripteurs d'images permettant de détecter les altérations d'une texture connue (mire)

Frédéric GARDEUX

Jacques MARSOT

Décembre 2004

Résumé

Les progrès accomplis ces dernières années dans le domaine des systèmes de vision numérique laissent entrevoir des possibilités de concevoir des dispositifs de détection de personnes de sécurité basés sur cette technologie.

Une des principales difficultés pour la conception d'un tel dispositif est liée à la nécessité d'identifier dans une image (ou une séquence d'images), une ou plusieurs caractéristiques (dimensions, forme, texture, couleur, mouvement, etc.) qui traduisent la présence ou l'absence d'une personne et ce dans un environnement industriel susceptible de varier fortement.

En se basant sur l'hypothèse que la zone à protéger est matérialisée par une mire au sol contrastée périodique, ce document présente un ensemble de méthodes pour l'extraction d'informations de contour, de couleur, de texture, et évalue leurs limites pour un usage relatif à la sécurité des machines.

Il a notamment été démontré que, pour un système de vision de sécurité, les méthodes de seuillage globales et dans une moindre mesure les méthodes locales sur la luminance sont inutilisables pour la détection d'intrusion de personnes dans une zone protégée du fait de leur forte sensibilité aux perturbations lumineuses. De même, les algorithmes de détection basés sur la luminance sont peu pertinents car ils sont fortement dépendants des variations d'éclairage.

Par contre, les méthodes de seuillage dites « adaptatives » qui prennent en compte la structure de la mire sur la luminance sont celles qui possèdent la meilleure robustesse par rapport aux variations d'éclairement de la scène.

Du point de vue des algorithmes de détection, ceux basés sur la structure (contours) ainsi que ceux basés sur les informations de teinte contribuent de façon significative à l'amélioration de la robustesse de la détection vis-à-vis des perturbations lumineuses. Ils permettraient donc d'assurer la fonction de détection (disponibilité) dans des conditions d'éclairement acceptables (80 à 400 lux).

Mots clés

DETECTION DE PERSONNE – VISION – SECURITE – MACHINE – ALGORITHME

Avant propos

Parvenue à maturité industrielle au début des années 90, la vision numérique a suscité à cette époque un vif intérêt dans le domaine de la sécurisation de zones dangereuses (machines, robots, etc.). Toutefois, cette technique n'a jamais été appliquée à ce domaine tant les contraintes et limitations étaient jugées insurmontables vis à vis des exigences liées à ce type d'application. L'évolution de cette technique fait qu'aujourd'hui plusieurs fabricants envisagent pour la première fois de la mettre en œuvre pour assurer la fonction de détection de personnes dans des zones dangereuses.

Ce document présente les grandes familles de traitement d'images permettant de détecter une intrusion ou une présence dans une zone par la disparition ou la modification d'une propriété caractéristique d'une texture connue (mire).

Sommaire

1. ETAT DE LA TECHNIQUE.....	6
1.1 VISION NUMERIQUE	6
1.2 INTERET DES DISPOSITIFS DE DETECTION DE PERSONNES EN PREVENTION	7
1.3 VISION ET SECURITE	8
1.4 PROBLEMATIQUE	11
1.5 OBJECTIFS ET HYPOTHESES DE TRAVAIL	12
2 COMPARAISON DES METHODES DE SEUILLAGE.....	14
2.1 METHODOLOGIE	15
2.2 TRAITEMENT DES IMAGES	16
2.3 ANALYSE DES DONNEES	18
2.4 RESULTATS EXPERIMENTAUX.....	18
2.5 CONCLUSIONS, PERSPECTIVES SUR LES METHODES DE SEUILLAGE	21
3 ETUDE PARAMETRIQUE SUR DES IMAGES MONOCHROMES	22
3.1 METHODOLOGIE	22
3.2 BASE D'IMAGE	23
3.3 LES PARAMETRES RELATIFS AUX CONTOURS.....	23
3.3.1 <i>Disparition de points de contour ("Cont")</i>	23
3.3.2 <i>Détection de segment ("Segm")</i>	24
3.3.3 <i>Erreur de position d'une signature ("SignCarre")</i>	25
3.4 LES PARAMETRES RELATIFS AUX REGIONS.....	26
3.4.1 <i>Paramètres topologiques</i>	26
3.4.2 <i>Paramètres géométriques</i>	27
3.4.3 <i>Paramètres statistiques</i>	27
3.4.4 <i>Paramètres structurel</i>	29
3.4.5 <i>Paramètres fréquentiels</i>	29
3.4.6 <i>Granulométrie</i>	32
3.5 RESULTATS EXPERIMENTAUX.....	35
4 ETUDE PARAMETRIQUE SUR DES IMAGES COULEURS	37
4.1 NOTION DE COULEUR	37
4.2 LES MODELES DE REPRESENTATION DE LA COULEUR	38
4.3 METHODOLOGIE	40
4.3.1 <i>Matériel</i>	40
4.3.2 <i>Base d'images</i>	40
4.3.3 <i>Méthode</i>	40
4.4 LIEN ENTRE LES COMPOSANTES DES DIFFERENTS MODELES ET LA LUMINANCE.....	41
4.4.1 <i>Résultats</i>	41

4.5	QUELLES SONT LES REPRESENTATIONS LES PLUS STABLES PAR RAPPORT AUX VARIATIONS D'ECLAIREMENT ?	43
4.5.1	<i>Methodologie</i>	43
4.5.2	<i>Résultats</i>	44
4.5.3	<i>Conclusion</i>	47
4.6	LIMITES DE DETECTION.....	47
4.6.1	<i>Methodologie</i>	47
4.6.2	<i>Résultats</i>	47
4.6.3	<i>Conclusion</i>	54
4.7	PEUT-ON UTILISER UNE COMPOSANTE ACHROMATIQUE DANS LA MIRE ?.....	55
4.7.1	<i>Methodologie</i>	55
4.7.2	<i>Résultats</i>	56
5	ETUDE COMPARATIVE COULEUR / CONTOUR.....	59
5.1	METHODOLOGIE	59
5.2	RESULTATS	60
5.3	CONCLUSION	69
6	DISCUSSIONS, PERSPECTIVES	71
7	BIBLIOGRAPHIE	73
8	LISTE DES TABLEAUX.....	75
9	LISTE DES FIGURES	75
10	ANNEXE I : méthodes de seuillage.....	79
10.1	LA METHODE ISODATA.....	79
10.2	LA METHODE D'OTSU	79
10.3	LA METHODE DE KITTLER.....	80
10.4	SEUILLAGE ENTROPIQUE	80
11	ANNEXE II : conditions expérimentales.	81
12	ANNEXE III : exemples de traitements des images.....	82
13	ANNEXE IV : complexité algorithmique.....	92
13.1	CALCUL DE LA COMPLEXITE DANS LES STRUCTURES DE CONTROLE :	92
13.2	EHELLE DE COMPARAISON DES COMPLEXITES :.....	92
14	ANNEXE V : base d'images monochromes	93
15	ANNEXE VI : un exemple de traitement basé sur les contours	94
16	ANNEXE VII : modèles couleurs	99
17	ANNEXE VIII : bases d'images couleurs	102
18	ANNEXE IX : corrélation entre les composantes couleurs et la luminance.....	106
19	ANNEXE X : tests statistiques : comparaison de distributions.....	109

1. Etat de la technique

1.1 Vision numérique

La vision numérique est une discipline dont les toutes premières bases ont été élaborées dans les années 1960 pour analyser les images de traces de particules dans des chambres à bulles [1]. Le premier modèle pour le traitement et la représentation de l'information visuelle a été établi vers la fin des années 70 [2].

Depuis, ce domaine n'a cessé de se développer, passant du traitement des images numériques à celui de l'analyse puis de l'interprétation d'images, la vision numérique tire pleinement profit de la croissance en puissance de calcul des processeurs ainsi que de la miniaturisation et de la banalisation des dispositifs d'acquisition. De nombreuses applications se sont donc développées notamment dans le secteur industriel où l'intérêt des systèmes de vision a été perçu très tôt pour remplacer l'œil humain dans des tâches répétitives et/ou difficiles telles que l'identification et la localisation d'objet, le guidage en continu de machines, l'inspection de pièces et le contrôle de la qualité, etc. [3] [4] [5].

C'est ainsi qu'une nouvelle discipline est née : "la visionique". Les systèmes de vision numérique dédiés à l'industrie ont été désignés par les termes « Machine de vision » ou encore « Automate de vision ».

« Une machine de vision ou automate de vision est une machine informatique dédiée composée d'un ou plusieurs capteurs de vision, d'une chaîne de numérisation, de processeurs spécialisés, et d'un ensemble de logiciel et qui est destinée à se substituer totalement ou partiellement à l'homme dans une tâche où il utilise son sens visuel. [6]»

La finalité de ces dispositifs de vision industrielle est d'extraire d'une information de dimension infinie qu'est une image en mouvement, une information généralement de type tout ou rien : « présence ou absence », « bon ou mauvais », etc. (cf. figure 1). L'objectif des concepteurs de ces dispositifs est donc de réduire la quantité d'informations à traiter en éliminant celles qui sont inutiles pour ne garder que celles qui sont pertinentes pour le problème de détection posé.

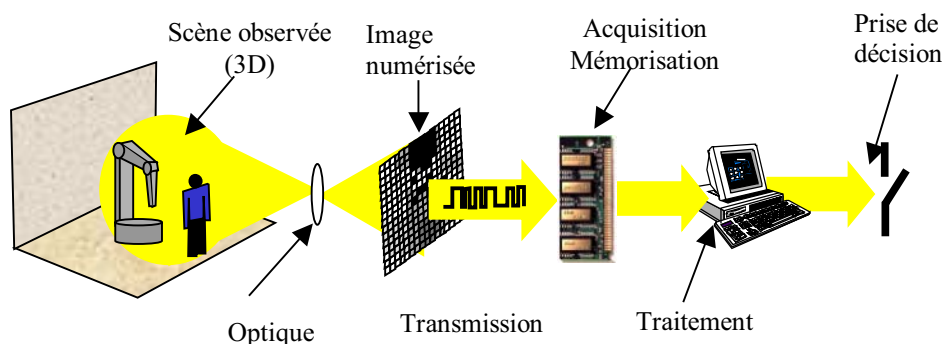


Figure 1 : décomposition simplifiée d'un dispositif de détection par vision

Par ailleurs cette information lumineuse est par nature trop riche (en quantité) pour pouvoir être traitée telle quelle par les différents éléments matériels et logiciels des dispositifs de vision. On observe donc de fait une réduction de la richesse du signal tout au long de la chaîne de traitement. Cette réduction commence au niveau de l'optique. Elle se continue lors de l'échantillonnage et de la quantification (niveau de gris par exemple) où l'information devient de dimension finie. Elle se poursuit dans les divers traitements de pré et post-transmission etc.

Le savoir-faire des concepteurs de ces dispositifs est donc de parvenir à associer cette réduction de richesse imposée par le matériel à celle souhaitée pour la prise de décision. Cela suppose une modélisation préalable de l'entité à détecter (un objet, une personne, un mouvement, etc.).

En d'autres termes, il faut définir les caractéristiques d'une image ou d'une séquence d'images qui traduisent la présence ou l'absence de ladite entité. La pertinence de cette modélisation et la qualité de la stratégie de prise de décision vont largement conditionner les performances du système final.

1.2 Intérêt des dispositifs de détection de personnes en prévention

En prévention technique des machines et systèmes de production on représente schématiquement la chaîne des événements conduisant à l'accident par une suite de conjonctions telle que représentée par la figure 2. Une machine, de par les énergies en présence (de nature électrique, thermique, cinétique,...), est considérée comme étant une entité dangereuse. Associer à ce sous-système technique une présence humaine implique la survenue de situations potentiellement dangereuses.

Toute situation potentiellement dangereuse ne conduit pas pour autant au dommage. Encore faut il que l'enchaînement des différentes étapes soit conditionné par d'autres facteurs ; persistance de phénomènes dangereux, apparition d'événements critiques, non-possibilités d'évitement.

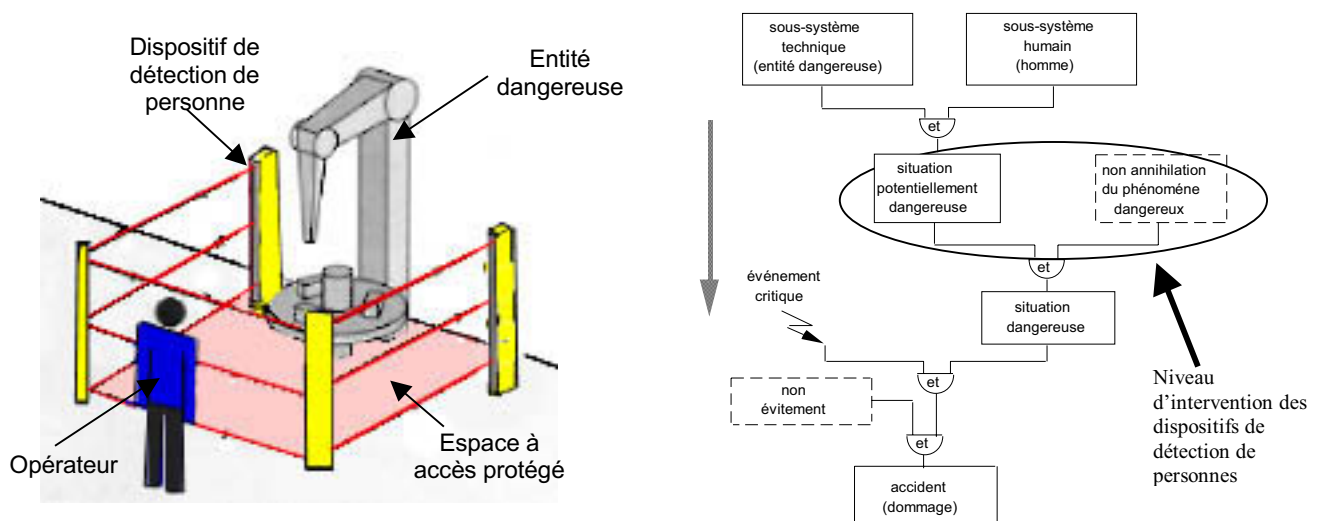


Figure 2 : chaîne des événements conduisant à l'accident

Les dispositifs de détection de personnes permettent de réguler, en limitant ou en autorisant sous certaines conditions, toute présence humaine dans une zone réputée dangereuse (pièces en mouvement par exemple) ; si l'Homme venait à pénétrer dans une telle zone, sa présence serait immédiatement détectée et le phénomène dangereux annihilé (arrêt des mouvements, mise en repli par exemples). Le dispositif de détection agit donc relativement en amont des mesures de prévention en empêchant qu'une situation potentiellement dangereuse ne se transforme en situation dangereuse.

Il contribue à ce que l'Homme évolue dans un espace préalablement défini comme étant une zone protégée (ou à accès protégé).

Il se pose alors plusieurs problèmes :

- celui de bien détecter l'Homme, à tout coup et sans le confondre avec des intrus d'autre nature (objet technique en mouvement, perturbation liés à l'environnement),
- lui conférer un espace de travail sûr (zone protégée) mais aussi adapté à sa tâche en lui laissant notamment une certaine liberté de mouvement et en rendant cet espace évolutif.

Aucun des dispositifs actuels n'apporte de réponse satisfaisant l'ensemble de ces problèmes qu'il s'agisse de dispositifs optoélectroniques (cellules, barrage immatériels, lasers, etc.) ou de dispositifs sensibles à la pression (tapis, bords, planchers sensibles). Ces dispositifs détectent l'Homme de façon sûre mais aussi tout type d'intrus dans leur champ. Rigide du fait de leurs caractéristiques géométriques figées, ils disposent d'une adaptabilité limitée en matière de configuration de zones protégées [7] [8].

1.3 Vision et sécurité

Les premières tentatives d'utilisation des techniques de vision dans le domaine de la sécurité des machines datent du début des années 90 [9] [10] [11]. Ces tentatives n'ont malheureusement pas connu de réel succès industriel du fait que les systèmes de vision de l'époque n'avaient ni la rapidité, ni la fiabilité suffisante et que leur coût restait trop élevé par rapport aux dispositifs de protection conventionnels (barrage immatériel, tapis sensible, dispositif à balayage, etc.). Par ailleurs ces tentatives n'étaient en fait que de « simples » applications fonctionnelles des techniques de vision sans une réelle prise en compte des contraintes de sûreté de fonctionnement applicables à ce type de dispositif de protection.

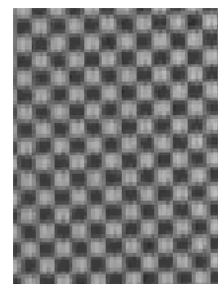
Les progrès accomplis ces dernières années dans le domaine de la vision numérique (amélioration des performances et diminution des coûts), laissent maintenant entrevoir la réelle possibilité de concevoir des dispositifs de détection de personnes de sécurité basés sur cette technologie. Ils entrent, dans ce cas, dans le champ d'application de la directive 98/37/CE dite "Machines" [12] et sont, en tant que "dispositifs électrosensibles conçus pour la détection des personnes", soumis à une certification par tierce partie (examen "CE" de type) avant leur mise sur le marché¹.

¹ En l'absence de norme européenne harmonisée portant présomption de conformité

Les prescriptions générales de conception et de performances de ce type d'équipements de protection sont définies dans la norme [13].

Les trois exemples suivants donnent une idée des applications possibles et de différentes techniques mises en oeuvre.

Le premier exemple est le résultat d'une étude menée avec le soutien des ministères de l'industrie et du commerce japonais [14]. Il s'agissait de faire une démonstration de faisabilité d'un système utilisable pour la protection de personnes pouvant venir en collision avec des machines. La solution développée dans le cadre de ce projet est un système de surveillance automatique basé sur l'utilisation d'une mire de référence marquant la zone à protéger. Le système semble présenter une bonne immunité face à certaines variations d'éclairage dû au fait qu'il analyse la structure de la mire. La figure 3 montre le système issu de ces travaux. Il est composé de neuf caméras et autant d'unité de traitement.



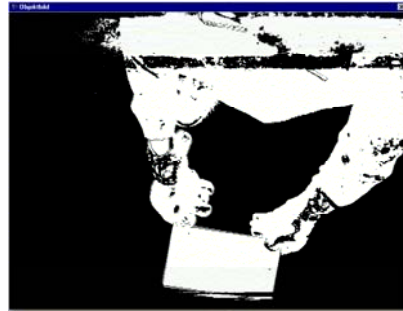
Mire de référence

Figure 3 : système développé par le JMF basé sur l'utilisation d'une mire de référence

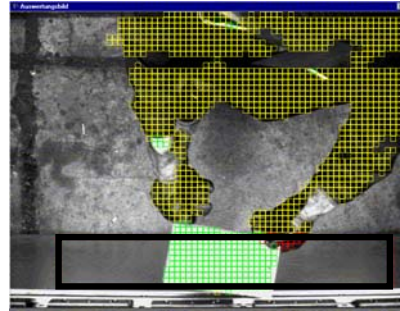
Le deuxième exemple est une tentative de développement par le Fraunhofer Institut IWU d'un système de vision [15]. Il fonctionne également par utilisation d'une image de référence, qui n'est pas, comme dans l'exemple précédent, un motif connu, mais l'image naturelle de la zone à protéger (cf. figure 4). Ce système réalise la détection d'objet en deux phases :

- dans une première phase, il utilise l'image de référence pour réaliser la détection. Le système procède par différentiation entre l'image de référence et l'image courante,
- dans une seconde phase, les différents objets de la scène tels que l'opérateur, la machine, la pièce de métal objet de la fabrication, etc. sont identifiés par des caractéristiques issues de leur surface.

Le système utilise une classification de zones de l'image. Sur chacune de ces zones le système élabore un descripteur à partir de caractéristiques liées à l'image. Les classes sont élaborées durant une phase de réglage du système par apprentissage. En exploitation, le système de vision permet de distinguer les objets nécessitant l'arrêt du procédé sous surveillance des objets n'impliquant pas la nécessité d'un arrêt pour raison de sécurité.



Détection avec image de référence



Classification de zone par caractérisation de la texture de

Figure 4 : illustration du fonctionnement du deuxième système

Le troisième exemple est un dispositif de détection par vision pour lequel l'INRS a délivré une attestation d'examen CE de type². Il est intéressant de noter que ce dispositif est l'un des premiers, si ce n'est le premier, dispositif de vision à obtenir une telle attestation.

Ce système de vision dénommé SVD (Safety Video Detector) a été développé par la société CNIM [16].

Il est dédié aux systèmes de transport des personnes tels que les escaliers mécaniques ou les trottoirs roulants. Sa fonction de sécurité est d'interdire le démarrage ou le redémarrage automatique de ce type d'équipement de transport en cas de détection d'une présence ou d'intrusion de personnes dans leur champ de protection. La capacité de détection du dispositif est un cylindre opaque de 30 cm de diamètre et de 30 cm de hauteur.

Il comprend un ensemble de caméras disposées de façon à couvrir la totalité de la zone à surveiller (cf. figure 5).

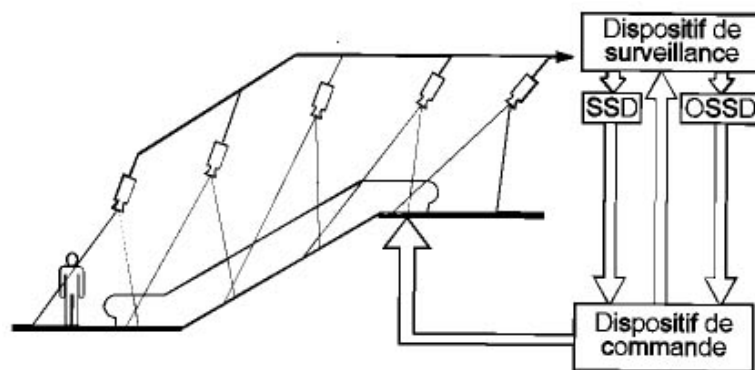


Figure 5 : Safety Video Detector (avec l'autorisation de la Société CNIM)

La zone observée par chacune des caméras est ensuite divisée en zones élémentaires. La répartition des luminances sur chacune de ces zones élémentaires est comparée en permanence avec une répartition de référence préalablement mesurée et enregistrée.

² Attestation n° 0070 510 0258 01 01 du 11 janvier 2001.

Toute divergence notable, sur une des zones, entre les valeurs mesurées en direct sur l'image courante et les valeurs de référence entraîne une commutation du relais de sortie (OSSD) du dispositif. Afin d'assurer la disponibilité de la fonction de sécurité du dispositif en cas de variations de l'éclairage de la zone de détection, les valeurs de référence de la répartition des luminances sont remises à jour automatiquement. Le niveau de sécurité revendiqué pour ce dispositif³, repose essentiellement sur son architecture logicielle et sur l'exécution, de façon systématique ou cyclique, de différents tests internes couvrant l'ensemble de la fonction de détection (acquisition, traitement d'images et prise de décision). L'exécution de ces tests est répartie dans le temps de manière à ne pas nuire au temps de réponse du dispositif. La période d'exécution de chaque contrôle est adaptée en fonction de la criticité de l'élément contrôlé.

Cette première expérience de validation d'un dispositif de sécurité intégrant des techniques de vision, a permis de mieux cerner les principales difficultés liées à la conception, à la validation et à la mise en œuvre d'un tel système dans un environnement industriel [17].

1.4 Problématique

Une de ces difficultés, si ce n'est la principale, tient au fait que la conception d'un système de détection par vision présuppose que l'on est capable d'identifier dans une image (ou une séquence d'images), une ou plusieurs caractéristiques (dimensions, forme, texture, couleur, mouvement, etc.) qui traduisent la présence ou l'absence de l'entité à détecter. Or dans le cas qui nous intéresse, l'objet de la détection, l'Homme, peut apparaître sous de multiples formes et ce dans un environnement industriel susceptible de varier fortement (variations de l'éclairage d'une scène ou partie de scène, reflets de lumières sur des surfaces réfléchissantes, ombres de personnes ou d'objets circulant au dehors des zones surveillées, etc.).

Toutefois, la présence d'un intrus quelconque dans une scène induit des changements du fond de l'image observée qui peuvent être prévisible si ce fond présente un aspect spécifique (cf. figure 6). Cette stratégie de détection, qui consiste à rechercher la disparition d'une texture connue au lieu de l'apparition d'une entité imprévisible, a été très tôt identifiée comme l'une des plus prometteuses pour ce type d'application [9] [18].

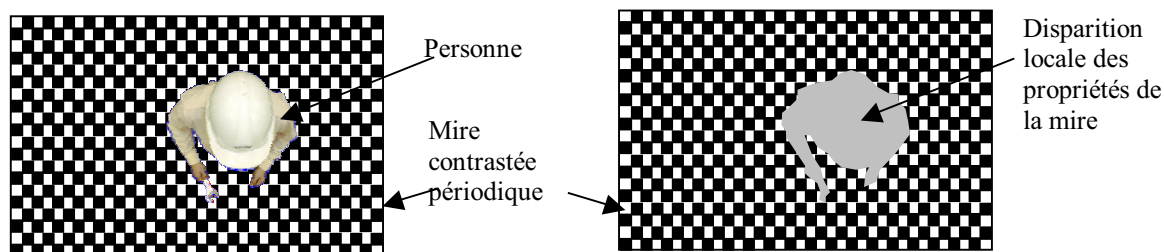


Figure 6 : illustration d'une disparition de texture suite à l'intrusion d'une personne

³ Type 2 selon EN/CEI 61496-1

1.5 Objectifs et hypothèses de travail

L'objectif des travaux présentés dans ce document consiste donc à définir les grandes familles de traitement d'images permettant de détecter toute intrusion ou présence dans une zone par la disparition ou la modification d'une propriété caractéristique d'une texture connue (mire).

Une mire constitue un "pattern" de référence. Elle peut être vue comme une texture particulière. Elle correspond à l'arrangement spatial et répétitif d'un élément primitif. Cet élément primitif peut être représenté par l'association d'éléments géométriques élémentaires tels que des carrés, des cercles, des segments de droite. Les images présentées figure 7 donnent quelques exemples de ce type de texture.

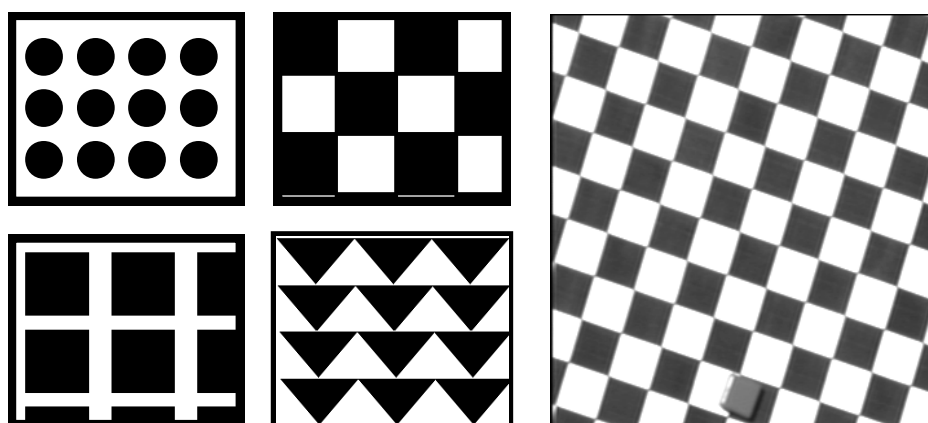


Figure 7 : exemple de texture de mires contrastées périodiques

Comme rappelé dans le paragraphe précédent, on ne cherche pas à maîtriser des conditions d'éclairage de la scène. L'hypothèse retenue est l'éclairage naturel de l'atelier. En conséquence, le système de détection doit se montrer robuste aux variations d'éclairage inhérentes à tout environnement industriel (cf. tableaux 1 & 2). En effet, un système de détection trop souvent indisponible finirait par être démonté, laissant les opérateurs sans protection. De même, on ne cherche pas, dans le cadre de l'étude présentée ici, à distinguer entre une personne et un objet quelconque. On détecte tout type d'intrusion.

Perturbations	Origines possibles	Conséquences
Ombres	Présence entre source lumineuse et zone à protéger	Fausse détection
Reflets	Sol réfléchissant, forte source lumineuse, contre-jour	Absence de détection
Variations d'éclairage en intensité (rapide ou lente) et en orientation	Allumage d'un éclairage artificiel, météo, heures de la journée, saison	Fausse détection ou absence de détection
Fumées, poussières	Environnement poussiéreux, vapeur.	Fausse détection ou absence de détection
Présence ou tâches sur ou devant l'objectif	Poussières, buée, eau sur objectif, passage d'objets devant l'objectif.	Fausse détection

Tableau 1 : principales perturbations environnementales et leurs conséquences

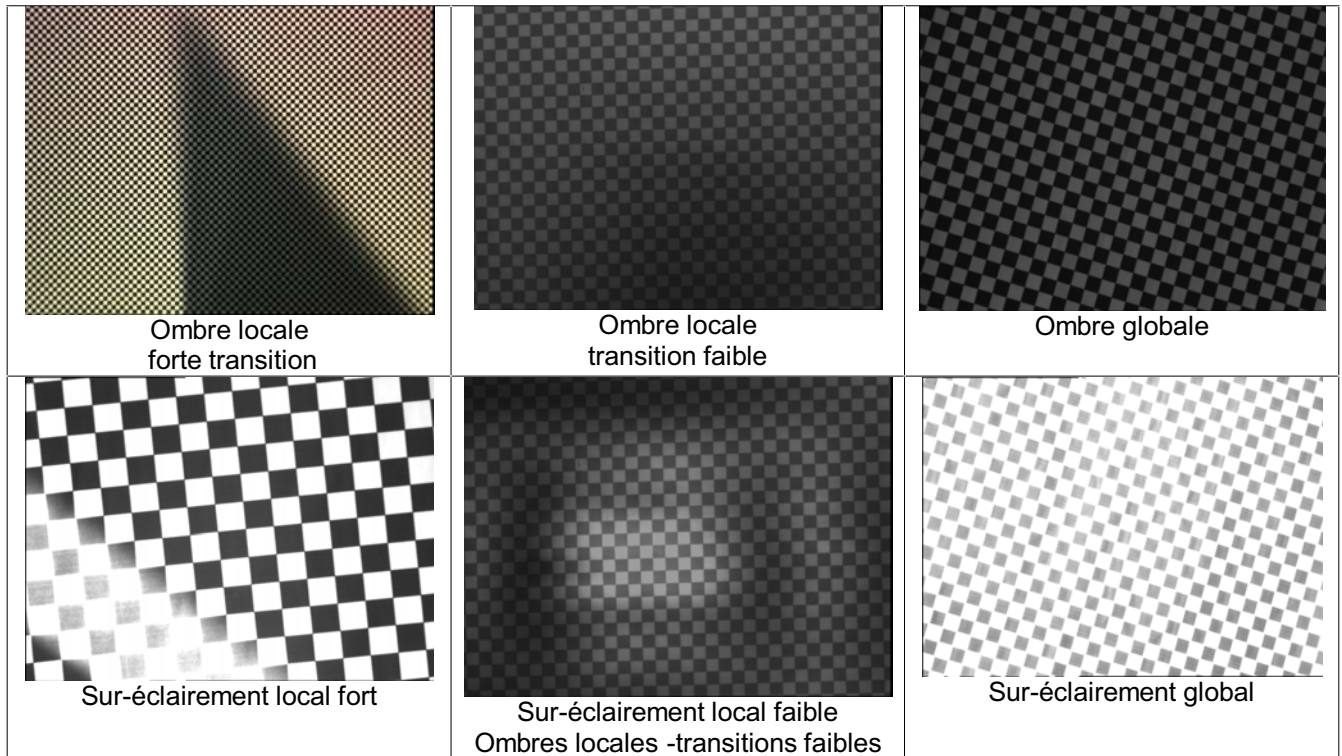


Tableau 2 : illustration des effets des perturbations environnementales sur les images d'une zone protégée matérialisée par une mire au sol.

Dans ce type d'image on distingue généralement deux types d'indice visuel :

- une information mono dimensionnelle constituée de lignes sans épaisseur : les contours (cf. figure 8a). Ces contours sont les projections sur l'image des limites des objets de la scène représentée par l'image.
- une information bidimensionnelle décrivant des régions de l'image (cf. figure 8b). Elles sont délimitées par les contours.

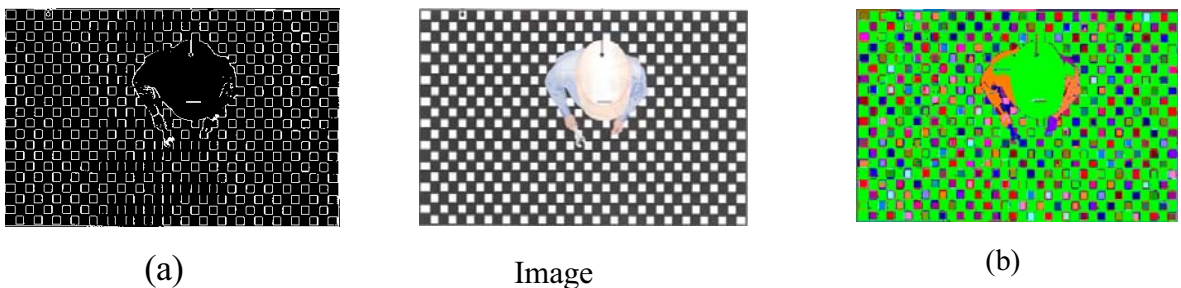


Figure 8 : information de contour (a), et information de région (b) d'une image

Afin de minimiser les temps de calcul, l'obtention de ces deux types d'informations (contours et régions) nécessite un pré-traitement de l'image (généralement des filtrages suivis d'un seuillage) afin de ne conserver que les informations utiles pour la détection.

Ensuite, à partir de chacun de ces indices visuels, on peut réaliser, des mesures reflétant l'identité du motif à caractériser. A partir d'un contour, on peut évaluer différents descripteurs tels que la longueur du périmètre, sa courbure, etc. La région peut être caractérisée par sa surface, sa couleur, sa texture, l'étendue de sa projection selon des axes spécifiés, son centre de gravité, son inertie, etc.

Dans les chapitres suivants nous comparerons d'une part, les principales méthodes de pré-traitement (seuillage) et d'autre part, les principaux descripteurs pouvant être calculés sur une image et nous en tirerons des conclusions quant à leur pertinence pour la détection de personnes dans une zone à risque.

2 Comparaison des méthodes de seuillage

Dans la littérature on trouve de nombreuses méthodes permettant de binariser des images. Elles peuvent être classées en trois grandes catégories :

- les méthodes globales : on utilise l'information contenue par toute l'image pour établir un seuil unique de niveau de gris qui s'applique à l'ensemble des pixels de l'image,
- les méthodes locales : l'image est divisée en sous-images. Un seuil est établi pour chaque zone ainsi prédéfinie et est appliqué dans la fenêtre dans laquelle il a été établi,
- les méthodes adaptatives : on établit le niveau logique pour chaque pixel de l'image en prenant en compte son voisinage propre.

Huit méthodes de seuillage ont finalement été étudiées :

- un seuillage global de l'image par rapport au niveau de gris médian de l'image de luminance,
- un seuillage global de l'image par rapport au niveau de gris médian de l'image de teinte,
- un seuillage global de l'image par la méthode Isodata (cf. annexe I). Cette méthode permet de trouver un seuil en séparant de façon itérative l'histogramme en deux classes avec la connaissance à priori des valeurs associées à chaque classe,
- un seuillage global de l'image par la méthode d'Otsu (cf. annexe I). Cette méthode permet de trouver un seuil en maximisant la séparabilité entre deux classes : soit par minimisation de la variance intra-classe ou par maximisation de la variance inter-classe,
- un seuillage local fonctionnant par un découpage de l'image en sous images jointives de taille 24x24. Chaque sous image est seuillée par rapport à son niveau de gris médian,
- un seuillage adaptatif qui se base sur la structure de la mire. Cette méthode est fondée sur l'hypothèse que les 4 voisins situés à une distance correspondant à la taille du carré élémentaire d'un pixel quelconque de l'image doivent tous être d'un niveau de luminance supérieur ou inférieur au pixel courant.

2.1 Méthodologie

Afin d'étudier le comportement de ces différentes méthodes de seuillage nous avons constitué une base d'images intégrant diverses perturbations environnementales, et plus particulièrement des variations d'éclairément, des intrusions.

Pour comparer les méthodes de seuillage sur une information de luminance et sur une information de teinte, la base d'images a été réalisée à partir d'une mire couleur avec une caméra tri CCD (cf. annexe II). L'image de luminance est extraite de l'image couleur en moyennant les trois composantes primaires. Cette mire a été soumise à diverses conditions d'éclairément :

- éclairément sans perturbation avec différents niveaux allant de 100 lux à 3600 lux,
- éclairément avec perturbations. Les différents types de perturbations pris en compte sont les ombres, les reflets, des variations locales d'éclairément.

La figure 9 présente une caractérisation de la base d'images.

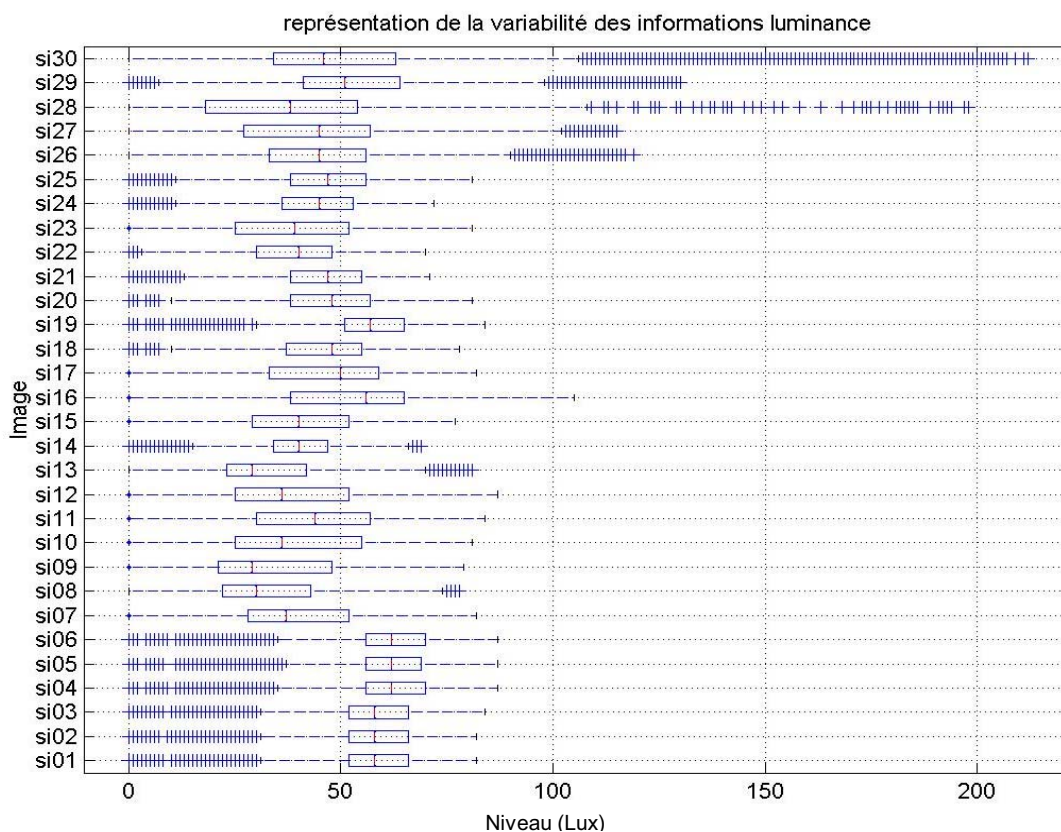


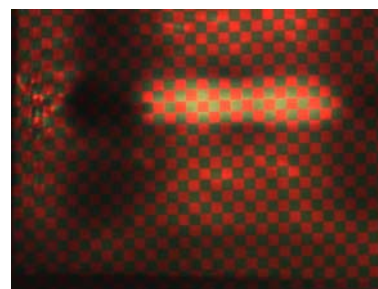
Figure 9 : variabilité de la base d'images⁴

⁴ Chaque boîte contient les 50% centraux, la médiane est affichée dans chaque boîte comme une ligne verticale. Des lignes horizontales, appelées moustaches, s'étendent de chaque côté de chaque boîte. La moustache à gauche va du premier quartile au plus petit point à moins de 1.5 fois la distance inter quartiles du premier quartile. La moustache de droite va du troisième quartile au point le plus grand à moins de 1.5 fois la distance inter-quartiles du troisième quartile. Les points qui sont au delà des limites des moustaches (points suspects) mais à moins de 3 fois la distance inter-quartiles sont représenté par des points individuels.

La figure 10 présente deux cas extrêmes de la base d'images utilisée dans le cadre de cette étude. La première image contient peu de variabilité d'éclairage, la seconde est fortement perturbée par des zones d'ombres très marquées et des sur-éclaircissements proches de la saturation.



Echantillon si01 - Eclairage moyen 400 lux



Echantillon si30 - Perturbation de type sur-éclairage et ombres marquées

Figure 10 : cas extrêmes de la base d'images

2.2 Traitement des images

Sur ces images, la méthodologie suivante a été appliquée (cf. figure 11). Une image sans perturbation a été choisie comme référence pour l'ensemble des expérimentations. Cette image est le résultat de la moyenne de plusieurs images vierges de toute intrusion, réalisées dans des conditions optimales (sans perturbation lumineuse, avec un éclairage d'environ 500 lux). Cette image est binarisée manuellement. Pour chaque image de la base, on a ensuite réalisé le traitement suivant :

- seuillage de l'image de luminance,
- construction de la différence entre l'image binaire obtenue et l'image de référence. Pour chaque pixel de l'image, on calcule la valeur absolue de la soustraction des deux images binaires,
- filtrage de l'image différentielle par une ouverture morphologique. Il s'agit d'éliminer les pixels constituant la transition entre les parties sombres et claires de la mire (contours),
- comptage, sur l'image ainsi filtrée, du nombre de pixel exprimant une différence entre l'image de référence et l'image traitée.

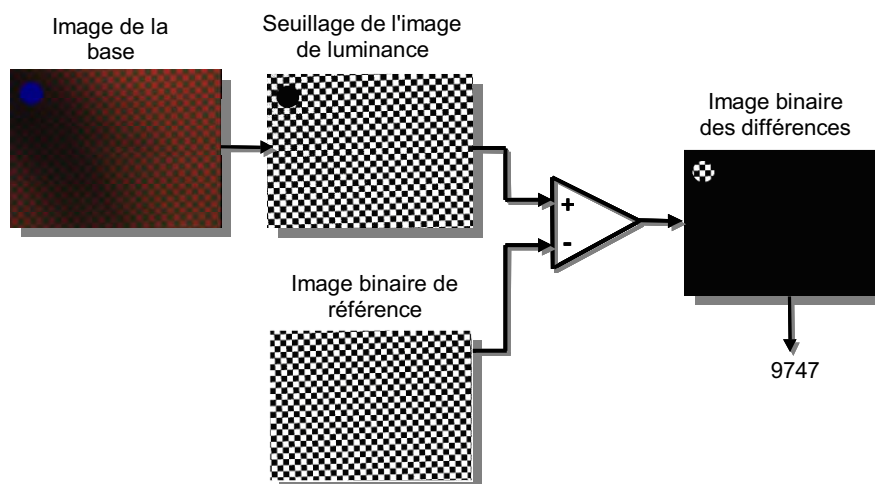


Figure 11 : illustration de la méthodologie suivie pour le traitement des images

Le tableau 3 ci-après illustre le résultat de chacune des étapes de ce traitement avec la méthode de seuillage "Otsu". D'autres exemples de résultats, sur des images sans et avec intrusion, figurent en annexe III.

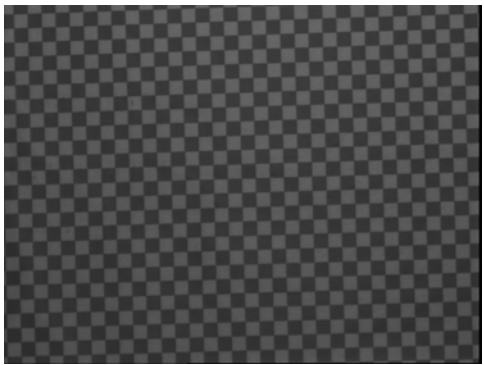
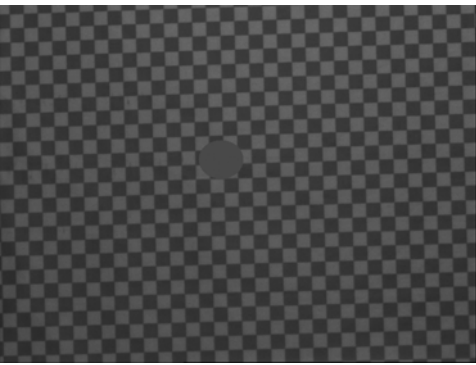
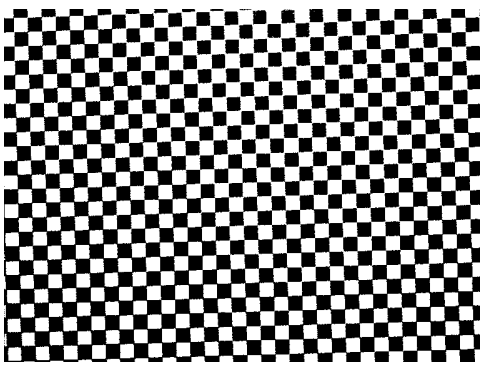
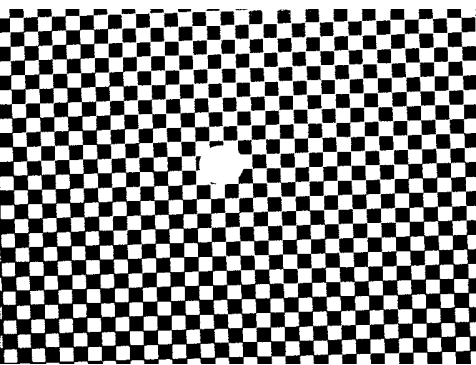
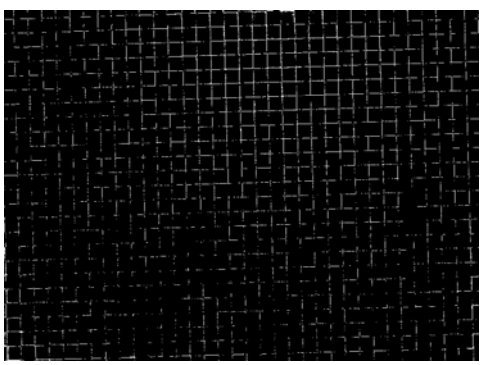
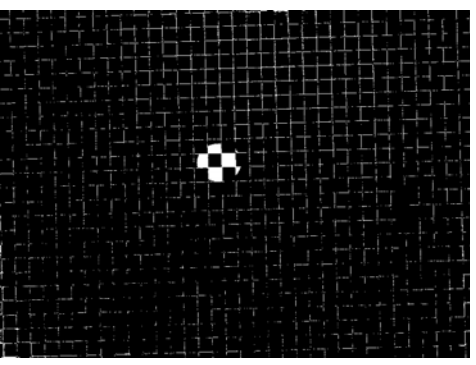
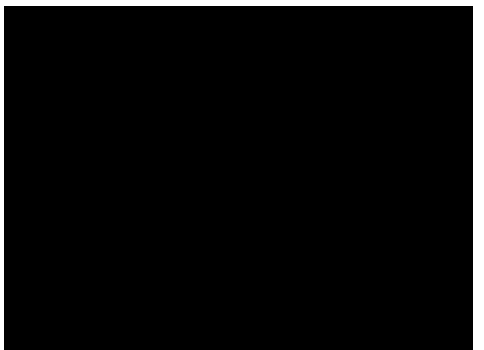
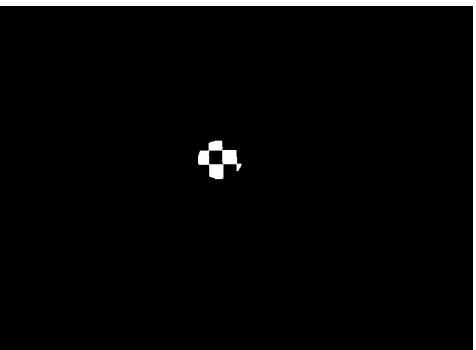
Image sans intrusion	Image avec intrusion	Commentaires
		Image originale en niveaux de gris
		Image binarisée (méthode d'Otsu par exemple)
		Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire
		Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1

Tableau 3 : illustration des traitements et résultats associés

2.3 Analyse des données

Pour rechercher la ou les méthodes de seuillage permettant d'obtenir une information stable et facilement exploitable, nous avons réalisé :

- une analyse en composantes principales qui permet de trier les méthodes ayant une influence sur la capacité à séparer deux groupes d'images : avec et sans intrusion,
- une visualisation de type « boîtes à moustaches » pour les deux groupes d'échantillons (avec et sans intrusion) et ce pour chaque méthode. Cette vue synthétique des données permet rapidement de trier les méthodes permettant de discriminer les deux classes. Cette analyse est réalisée pour chaque méthode de seuillage sur 210 observations.

Par ailleurs, un des critères fondamentaux d'un dispositif de sécurité, hormis ses capacités de détection, est son temps de réponse.

En conséquence, nous avons, dans le cadre de cette étude, tenté de donner des indicateurs permettant de réaliser des comparaisons entre les divers algorithmes. Pour cela, on a réalisé d'une part, une évaluation du temps de traitement et d'autre part, un calcul de complexité algorithmique sur une maquette fonctionnant sous MATLAB. Cette complexité algorithmique a été évaluée en calculant le nombre d'opérations élémentaires (cf. annexe IV) pour traiter une donnée de taille n .

2.4 Résultats expérimentaux

L'analyse factorielle a ressorti deux facteurs principaux qui représentent à eux deux 77% de la variabilité des données d'origine.

La projection des observations (images avec et sans intrusion) et des variables (méthodes de seuillage) dans le plan de ces deux facteurs montre que :

- la séparation des observations selon deux classes (intrusion, non intrusion) est réalisée selon le deuxième facteur (cf. figure 12),
- le premier facteur exprime selon toute vraisemblance la surface des perturbations lumineuses,
- les variables liées au facteur 1 sont inefficaces pour séparer les observations. Elles correspondent aux méthodes de seuillage global. Ce qui permet de conclure qu'un seuillage global est inefficace pour traiter le problème de séparation intrusion/non intrusion,
- les variables liées au facteur 2 sont celles qui ont le plus d'influence sur la séparabilité des classes. La méthode adaptative structurelle semble particulièrement performante.

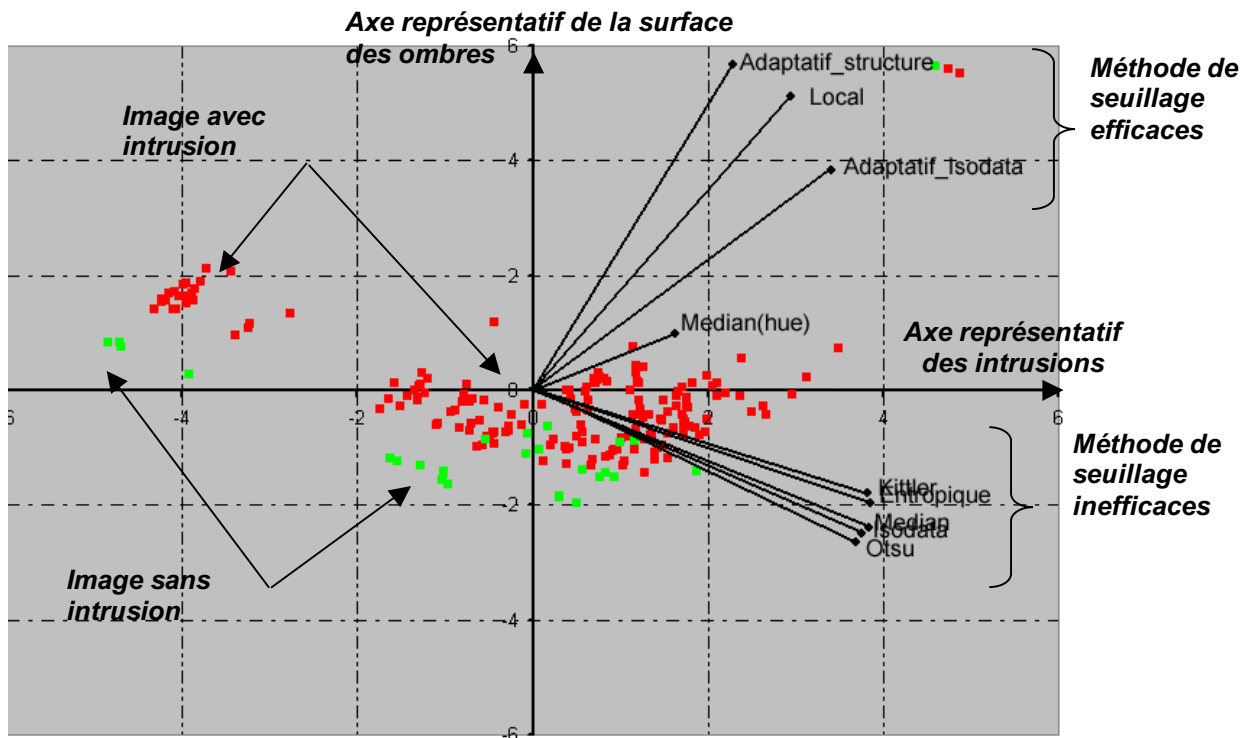


Figure 12 : résultats de l'analyse factorielle

La figure 13 visualise le pouvoir de séparation (boîtes à moustaches) des classes avec intrusion et sans intrusion pour toutes les méthodes étudiées⁵. On constate sur cette figure que la meilleure discrimination est obtenue pour les images traitées par un seuil global appliqué à l'information de teinte et pour celles traitées par la méthode adaptative utilisant la structure de la mire.

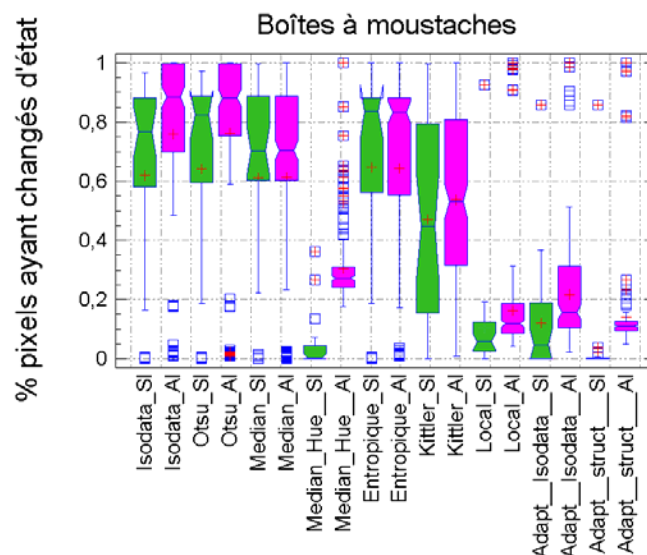


Figure 13 : illustration de la variabilité des classes avec et sans intrusion pour chacune des méthodes de seuillage (boîtes à moustaches)

⁵ L'extension « _SI » et « _AI » derrière le nom de la méthode spécifie que la boîte à moustaches décrit respectivement la population des images sans intrusion et contenant au moins une intrusion.

Du point de vue des temps de calcul, la figure 14 visualise les temps de traitement obtenus. La barre bleue représente le temps minimum obtenu sur les 210 échantillons de la base de données, la barre jaune le temps maximum et enfin la barre rouge le temps moyen sur les 210 images.

A partir de ces résultats, on constate que :

- aucune des méthodes ne fait apparaître des temps de traitement fortement variables. Certains algorithmes mettent en œuvre des traitements conditionnels pouvant faire fortement varier la durée d'élaboration du résultat, rendant fortement incertain le temps de réponse, ce qui n'est pas le cas ici,
- les méthodes permettant d'atteindre qualitativement les meilleurs résultats tels que la méthode adaptative structurelle et le seuillage global sur l'information de teinte sont fortement consommatrices de temps. Pour la méthode adaptative c'est le balayage de l'image avec une opération de voisinage relativement large qui est responsable de la consommation de temps. Pour la méthode globale sur la teinte on a intégré le temps d'élaboration de l'information de teinte à partir des primaires. C'est cette opération qui est consommatrice de temps de calcul,
- les temps de calcul des opérations complémentaires, hormis le filtrage consomme une quantité raisonnable de temps.

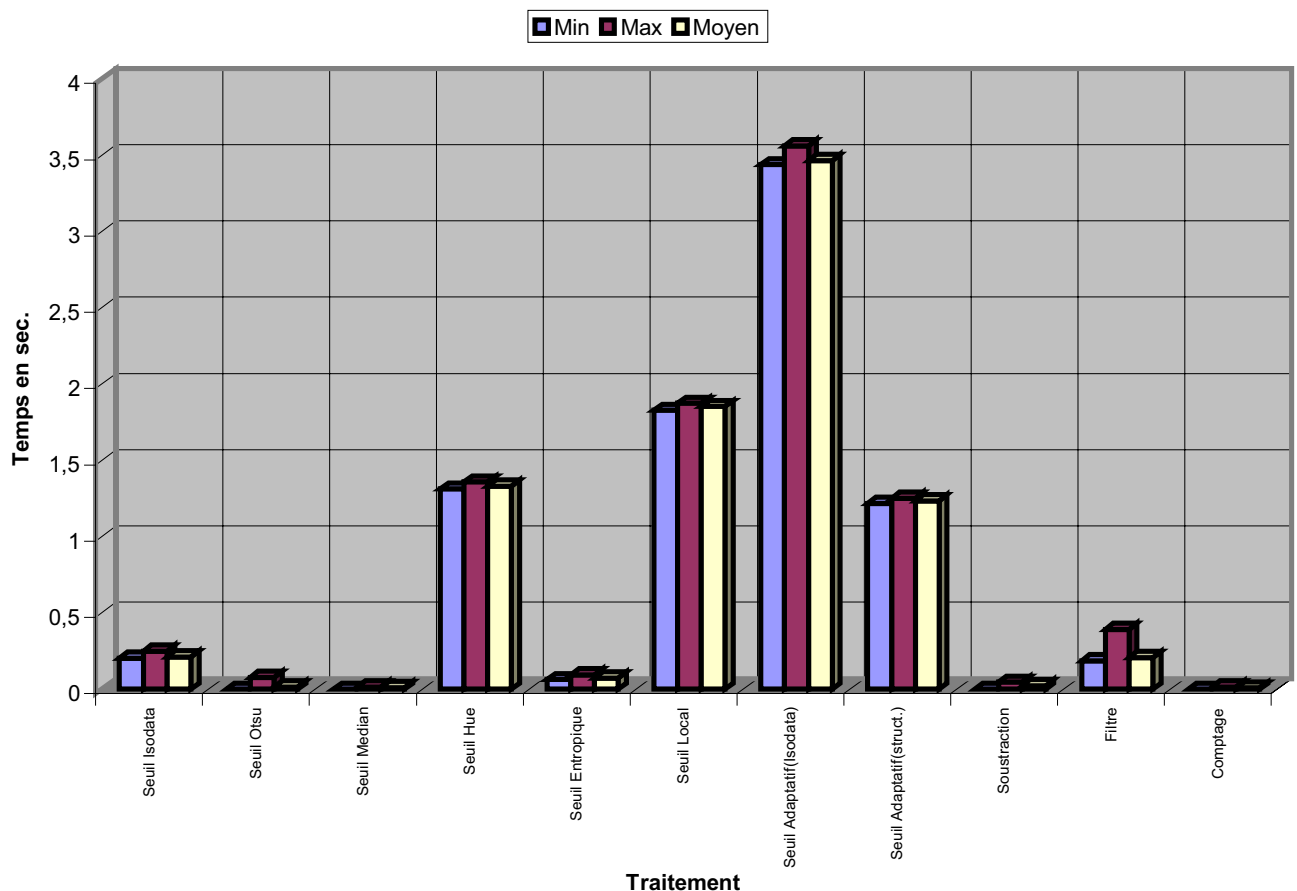


Figure 14 : temps de calcul mesuré à partir de MATLAB 6.5 (PC, Pentium IV 1.8 Ghz)

Les calculs de complexité algorithmique (cf. figure 15) permettent de confirmer les résultats précédents. Toutes les complexités sont linéaires. Les opérateurs sont des opérateurs simples. On retrouve les tendances des résultats précédents sur les temps de réponse, c'est-à-dire des temps et/ou des complexités plus importants pour le seuillage adaptatif structurel et pour le seuillage global sur la teinte (celui-ci intégrant l'élaboration de l'information teinte).

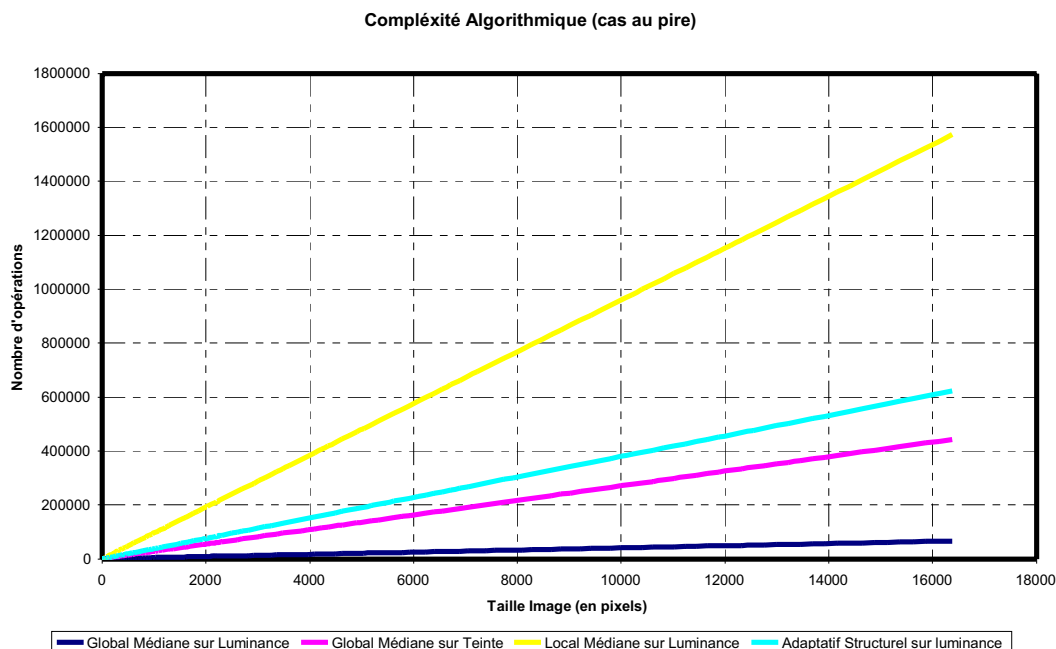


Figure 15 : complexité algorithmique (pire cas) de quelques méthodes de seuillage

2.5 Conclusions, perspectives sur les méthodes de seuillage

Les méthodes globales sur la luminance sont très sensibles aux perturbations lumineuses. Elles sont inutilisables pour la détection d'intrusion de personnes dans une zone protégée.

Les méthodes globales sur la teinte permettent de faire ressortir l'information relative à une intrusion en s'affranchissant des perturbations lumineuses (dans un intervalle donné). Le prix à payer est la complexification de la chaîne d'acquisition et le temps de transformation de l'information couleur. Les méthodes locales sur la luminance possèdent une meilleure capacité à faire ressortir les intrusions que les méthodes globales. Elles sont toutefois très sensibles aux transitions générées par les changements rapides d'éclairément. Elles fonctionnent sur une gamme de contraste beaucoup plus restreinte qu'un seuillage global sur la teinte.

La méthode adaptative prenant en compte la structure de la mire sur la luminance possède une bonne robustesse par rapport aux variations de luminance. Les performances sont semblables à un seuillage global sur la teinte et elle permet de simplifier la chaîne d'acquisition. Par contre, le temps de traitement est élevé.

3 Etude paramétrique sur des images monochromes

On s'intéresse, dans ce chapitre à l'étude des paramètres permettant, tout en s'affranchissant des variations contextuelles d'éclairage, de détecter des intrusions dans une zone à risque.

Il s'agit à partir de méthodes d'analyse de données de trier les paramètres pertinents pour constituer un descripteur le plus efficace possible.

3.1 Méthodologie

La méthodologie retenue pour cette étude est la suivante :

- la constitution d'une base d'images monochromes,
- la recherche, de façon aussi exhaustive que possible, des descripteurs permettant de signer les primitives d'une mire contrastée périodique,
- le calcul, sur chaque image, de l'ensemble de ces descripteurs,
- l'identification des descripteurs permettant de séparer au mieux les deux populations d'images (avec et sans obturation) par la mise en œuvre de méthodes d'analyse de données (analyse en composantes principales et analyse discriminante),
- la validation des résultats par le paramétrage et l'implémentation d'algorithmes basés sur ces descripteurs dans une maquette d'évaluation.

La partie expérimentale de cette étude a été réalisée à l'aide d'une plate-forme "Vision" spécifique constituée d'une potence réglable en position sur laquelle est(sont) fixée(s) la(es) caméra(s). Différentes sources d'éclairage permettent de faire varier les conditions d'éclairage et/ou de générer des perturbations lumineuses (ombres, reflets) sur la zone observée par la caméra (cf. figure 16).

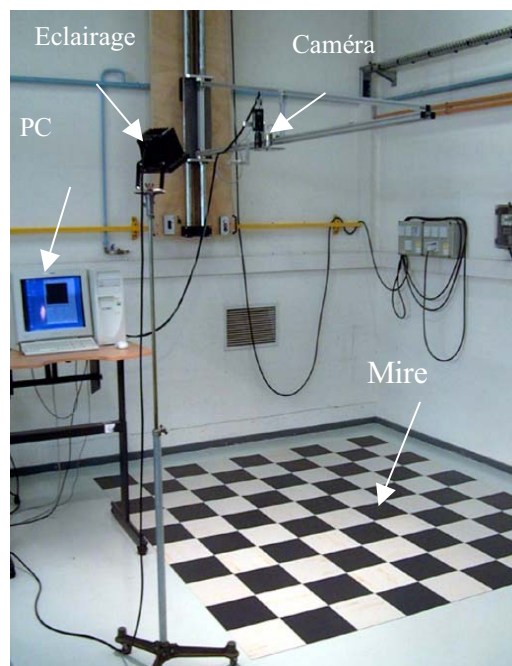


Figure 16 : montage expérimental

Enfin, les outils logiciels suivants ont été utilisés :

- Matlab r.1.2 pour le calcul des descripteurs sur chaque image.
- Statgraphics v.5 pour l'analyse statistique des données.
- Common Vision Blox v.7.0 pour le maquetage des algorithmes de détection.

3.2 Base d'image

Cette base d'images est constituée de vignette de taille 20*21 pixels, avec pour seule perturbation la variation du niveau d'éclairement (88 à 1005 lux). Chaque image est identifiée par une étiquette qui contient une information de classe relative au type d'intrusion (cf. annexe V).

3.3 Les paramètres relatifs aux contours

Les différents paramètres relatifs aux contours qui ont été retenus dans le cadre de cette étude sont :

- "*Cont*" calculé à partir du nombre de points de contours qui ont disparu par rapport à une référence,
- "*Segm*" calculé à partir du nombre de segments de contour présents,
- "*SignCarre*" calculé à partir de la signature des contours (signature d'un carré)

Pour calculer ces paramètres, chaque image est préalablement traitée avec un filtre passe haut et un seuillage de l'image du module du gradient (cf. § 2).

3.3.1 Disparition de points de contour ("*Cont*")

A partir d'une connaissance a priori des contours des objets de l'image, on cherche à évaluer le nombre de points de contour qui a disparu par rapport à une référence.

On prend pour hypothèse que les contours (pour la base d'images sans intrusion) des objets doivent ressembler à la figure 17. On définit un point de contour comme étant un pixel "*on*" (pixel blanc) dans une image binaire.

On définit ensuite quatre zones dans lesquelles on est à priori susceptible de trouver des contours (cf. figure 18). La largeur de ces zones "contours" est fixée à $l/8$ pour les zones horizontales et $c/8$ pour les zones verticales (l et c étant les dimensions de l'image), soit une largeur (i.e. une tolérance à l'erreur) de 3 pixels pour une image 20*21 pixels ce qui semble assez raisonnable vu la qualité des images.

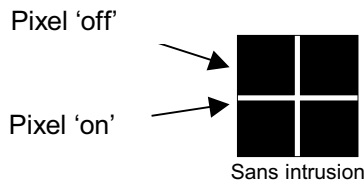


Figure 17 : illustration de la notion de "point de contour"

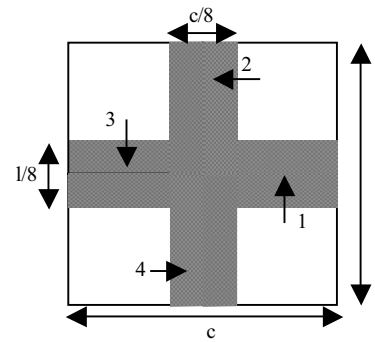


Figure 18 : illustration de la notion de "zone de contour"

Sur les images de contours obtenues après seuillage du gradient, on compte le nombre de pixels présents dans chacune des zones "contours". On obtient, par différence avec le nombre de points de contour calculé avec cette même méthode sur une image de référence, le nombre de points de contours manquant par rapport à cette référence.

3.3.2 Détection de segment ("Segm")

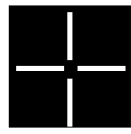
Sur le même principe de zones de recherche de contours que précédemment, on souhaite calculer ici le nombre de segments présents dans chacune des zones "contours". Selon la qualité des contours détectés, on doit trouver quatre segments pour une image sans intrusion.

On définit un segment comme étant une suite ininterrompue de pixels "on" (pixels de contour) selon une même ligne ou une même colonne.

Il suffit donc pour les détecter de parcourir la zone "contour" ligne par ligne ou colonne par colonne (zone horizontale ou verticale), de compter le nombre de pixels "on" qui se suivent. Toute suite ininterrompue de pixels de longueur supérieure à un certain seuil sera considérée comme un segment.

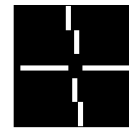
Sachant que la longueur des zones "contours" est $[l/2]$ ou $[c/2]$ (soit 10 pixels), le seuil qui a été retenu dans cette étude est $[c/3]$ (soit 7 pixels) ce qui permet de rendre ce paramètre insensible aux éventuels rognages des contours (cf. figure 19) suite aux méthodes de détection de contours employées.

Par ailleurs, la "qualité" des contours détectés dans une image est également conditionnée par la résolution initiale de cette image. En effet, plus les transitions dans l'image sont "larges" en termes de pixels (i.e. floues), moins les contours sont précis. Il est alors possible que des contours soient répartis sur deux colonnes comme le montre la figure 20 ci-dessous.



Sans intrusion

Figure 19 : image avec "rognage" des contours au centre et sur les bords



Sans intrusion

Figure 20 : image "floue"

Ce phénomène relativement courant vu la qualité des images considérées rend la méthode précédente inefficace. Il suffit de prendre cette éventualité en compte dans le principe de détection de segment.

Notons qu'il est plus avantageux sur le plan économique, de parvenir à rendre la méthode robuste face aux problèmes de résolution des images que d'utiliser des cameras plus performantes donc plus coûteuses.

3.3.3 Erreur de position d'une signature ("SignCarre")

Il s'agit de représenter les contours de l'image sous forme d'une courbe géométrique exploitable, et de calculer sa signature par différents paramètres (par exemple la courbure, la longueur...).

Sur l'image de référence après pré-traitement (détection de contours) on effectue les opérations suivantes :

- recherche des 4 zones de l'image délimitées par les contours,
- détermination des centres de ces zones (centre de gravité des régions délimitées par les contours).

Les 4 points ainsi déterminés serviront de référence pour le paramétrage des points de contours en coordonnées polaires.

Sur les images à traiter après avoir réalisé l'opération de pré-traitement, on effectue les opérations suivantes :

- division de l'image obtenue en 4 zones équivalentes,
- construction en coordonnées polaires des contours de chaque zone.

On obtient quatre ensembles de coordonnées (r, θ), dont la représentation en coordonnées polaires est la signature des contours (cf. figure 21).

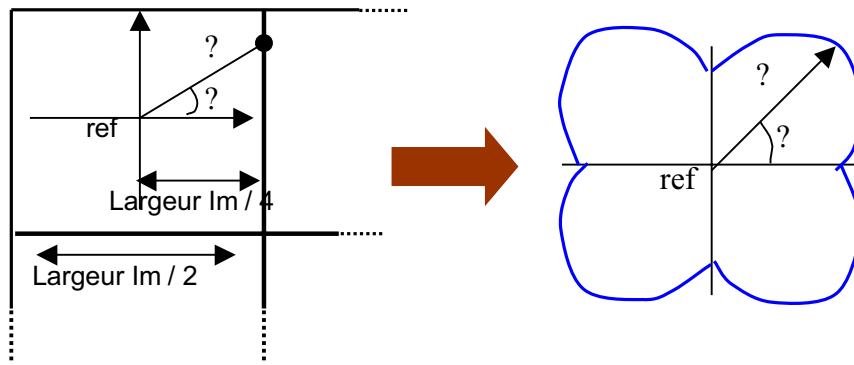


Figure 21 : signature "théorique" des contours en coordonnées polaires

Cependant, les détecteurs de contours appliqués à des images réelles ne permettent généralement pas d'obtenir des contours suffisamment précis pour obtenir une telle signature. La plupart du temps ils seront partiels comme sur la figure 20.

Ainsi en tenant compte de ces remarques, on définit un paramètre de contour comme étant le nombre de points de contour tel que la première coordonnée polaire (?) respecte le critère $4,5 < ? < 5,5$. En effet, en vérifiant ce critère, on est sûr de ne pas détecter autre chose que les contours de chacune des zones définies plus haut (en particulier on ne détecte pas les contours d'une autre zone), et on minimise l'erreur de centrage des fenêtres sur les motifs de la mire.

3.4 Les paramètres relatifs aux régions

Les différents paramètres relatifs aux régions peuvent être de différentes natures : topologique, géométrique, statistique, structurel, fréquentiel, etc.

3.4.1 Paramètres topologiques

Les paramètres de nature topologique retenus dans le cadre de cette étude sont :

- la surface "Area" : elle est calculée à partir nombre de pixels situés à l'intérieur de la frontière ou dans une région homogène,
- le périmètre "Perim" : il est égal au nombre de pixels situés le long de la frontière ou contour de l'objet,
- la compacité "Compac" : elle est estimée à partir des deux paramètres précédents à savoir la surface et le périmètre ($C = \frac{S}{P^2}$).

3.4.2 Paramètres géométriques

Les paramètres de nature géométrique retenus dans le cadre de cette étude sont :

- *L'orientation "Orient"* : elle est calculée à partir des moments d'inertie,
- *L'allongement* : c'est le rapport de la longueur de l'objet par la largeur. La longueur correspond à la plus grande dimension du rectangle encadrant orienté et la largeur à la plus petite dimension du rectangle encadrant orienté.

3.4.3 Paramètres statistiques

De nombreuses méthodes basées sur la mesure des propriétés statistiques des textures ont été développées [19] à [26].

La plupart de ces méthodes reposent sur une caractérisation statistique des propriétés de voisinage local. Elles se fondent sur l'hypothèse que la texture est de nature probabiliste. Celle-ci autorise une estimation des paramètres statistiques sur le domaine spatial à partir d'une réalisation unique du processus (ou image de texture).

Les méthodes statistiques comprennent les techniques d'histogramme des sommes et différences, les matrices de co-occurrence, les matrices de longueurs de plage.

a) **Les matrices de longueurs de plage.**

La méthode des longueurs de plages estime pour un ensemble de directions données la probabilité d'observer des segments de niveaux de gris constant dans l'image [27].

A partir de la longueur de ces segments, de leur luminance et de la direction d'observation considérée, des caractéristiques discriminatoires peuvent être calculées :

- "*Ldp1H*" – Coefficient relatif aux primitives courtes ,
- "*Ldp2H*" – Coefficient relatif aux primitives longues de direction 0° ,
- "*Ldp3H*" – Uniformité des niveaux de gris,
- "*Ldp4H*" – Uniformité des primitives de direction 0° ,
- "*Ldp5H*" – Pourcentage de primitives de direction 0° ,
- "*Ldp2V*" – Coefficient relatif aux primitives longues de direction 90° ,
- "*Ldp4V*" – Uniformité des primitives de direction 90° ,
- "*Ldp5V*" – Pourcentage de primitives de direction 90° .

b) **Les matrices de co-occurrence.**

À partir de l'établissement de matrice de co-occurrence, Haralick a défini un certain nombre de paramètres qui mettent en évidence des caractéristiques particulières de la texture [23] :

- *l'énergie (ou moment du second ordre) "NRJ"* : elle mesure l'homogénéité de l'image. Elle augmente lorsque, dans une direction donnée, il y a peu de transitions élevées entre les niveaux de gris des couples de pixels.

$$\sum_{i=1}^{M_m} \sum_{j=1}^{M_m} (p(i,j))^2$$

- *le contraste "Ctrst"* : il attribue d'autant plus de poids aux termes de la matrice de co-occurrence qu'ils sont plus éloignés de la diagonale. Cela signifie que le facteur contraste met en évidence l'amplitude et la fréquence des variations de niveaux de gris des couples de pixels.

$$\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} (i-j)^2 \cdot p(i,j)$$

- *la corrélation "Corel"* : c'est une mesure de ressemblance entre les niveaux de gris des couples. Une forte valeur de ce facteur met en évidence l'interdépendance statistique des niveaux de gris des couples. On peut donc, à l'aide de ce facteur, détecter la direction des axes dominants d'une texture.

$$\frac{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} (i,j) \cdot p(i,j) - \mu_x \cdot \mu_y}{\sigma_x \cdot \sigma_y}$$

- *la variance "Var"* : c'est une mesure de la fluctuation des niveaux de gris autour de la valeur moyenne. Une faible valeur de ce facteur montre qu'une majorité de niveaux de gris des couples de pixels est située proche de la moyenne.

$$\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} (i-\mu)^2 p(i,j)$$

- *le moment des différences inverses "Minv"* : il donne un poids plus important aux composantes se trouvant sur la diagonale de la matrice de co-occurrence. Une valeur élevée de ce facteur met en évidence une grande quantité de pixels de mêmes niveaux de gris.

$$\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \frac{1}{1+(i-j)^2} \cdot p(i,j)$$

- *l'entropie "Entrop"* : elle donne une indication sur la direction suivant laquelle la répartition des couples de niveaux de gris (i,j) est la plus uniforme. L'entropie est maximale lorsque la matrice de co-occurrence est uniforme.

$$-\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} p(i,j) \cdot \log_2 p(i,j)$$

- *la probabilité maximum "Pmax"* : c'est une mesure de l'homogénéité des translations rencontrées dans l'image. Une diminution de la valeur de ce facteur peut signifier une altération de la texture.

$$\text{Max}_{\{i,j\}} p(i,j)$$

Il existe d'autres facteurs comme la moyenne, la variance et l'entropie des sommes et des différences, mais qui sont plus difficiles à interpréter et qui ne représentent pas, de part leur complexité calculatoire, un grand intérêt pour notre étude.

3.4.4 Paramètres structurels

L'approche structurelle est basée sur l'hypothèse qu'un ensemble de primitives (ou motifs élémentaires) peut être facilement identifié. Elle considère la texture comme formée de motifs élémentaires se répétant selon une organisation régulière.

La description d'une texture consiste alors en une description des motifs élémentaires, puis en la détermination des règles de placement de ces motifs.

Par exemple, la méthode de Template Matching consiste à calculer le coefficient de corrélation entre une image de référence sans intrusion et l'image courante (cf. figure 22).

Si on note **A** l'image de référence et **B** l'image courante, le coefficient de corrélation que nous noterons "Tmatching" est obtenu par la fonction suivante :

$$T_{\text{matching}} = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2\right) \left(\sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2\right)}}$$

\bar{A} et \bar{B} sont les moyennes des valeurs des images et A_{mn} l'élément $A(m,n)$.

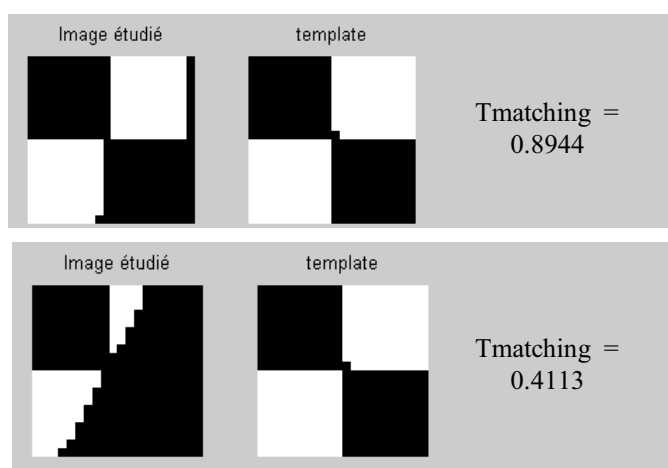


Figure 22 : illustration de calcul du coefficient de corrélation

3.4.5 Paramètres fréquentiels

La plupart des travaux dans le domaine de l'analyse fréquentielle des textures sont basés sur la transformée bidimensionnelle de Fourier. Les caractéristiques texturales extraites du spectre de puissance de Fourier traduisent principalement la rugosité et la directionnalité de la texture. L'information de phase ne semble pas apporter d'indication intéressante pour l'analyse des textures.

L'intérêt de cette approche réside dans le fait que la transformation de Fourier peut être réalisée optiquement (c'est à dire quasi instantanément). On trouve dans la littérature de nombreux exemples d'utilisation de la transformation de Fourier pour caractériser les textures [28] [29].

L'approche fréquentielle n'apporte malheureusement aucune information sur la forme des primitives contenues par l'image. Elle ne prend donc en compte qu'une partie de l'information texturale.

Parmi les méthodes fréquentielles citons encore les travaux de Dubuf [30] qui propose d'utiliser l'information locale de phase de Gabor pour discriminer les textures.

A titre d'exemple, considérons l'image donnée figure 23(a). Son spectre est donné par la figure 23 (b). Considérons maintenant les images des figures 23(c), 24(a), 24(c) et 24(e) et leur spectre donné par les figures 23(d), 24(b), 24(d) et 24(f). La soustraction des différents spectres avec le spectre de référence fait apparaître des différences. Mais ces différences sont sensibles. Le moindre bruit dû à un sur éclairage ou à une ombre perturbera sans aucun doute le signal d'erreur et conduira à des fausses alarmes. En comparant la figure 23(b) et les figures 23(d), 24(b), 24(d) et 24(f), il n'est pas évident de faire apparaître l'impact de l'objet noir introduit dans l'image de la mire.

En conséquence, cette approche n'a pas été retenue dans le cadre de cette étude.

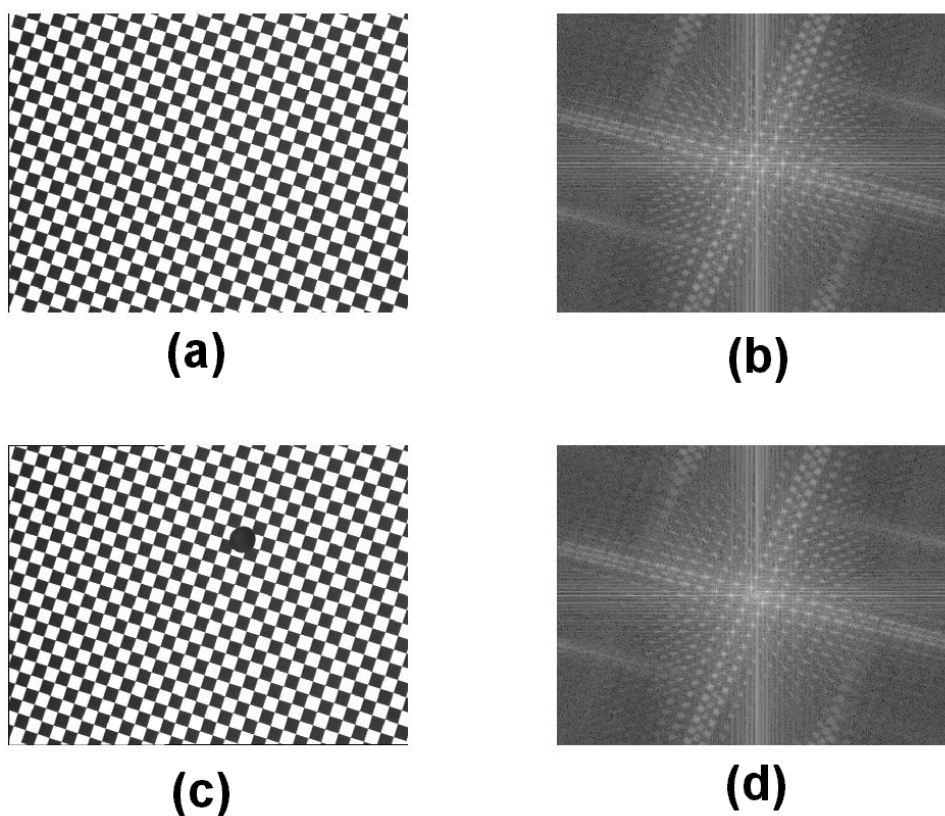


Figure 23 : (a) image d'une mire, (b) spectre de Fourier de l'image (a), (c) insertion d'un objet noir dans la mire, (d) spectre de Fourier de l'image (c)

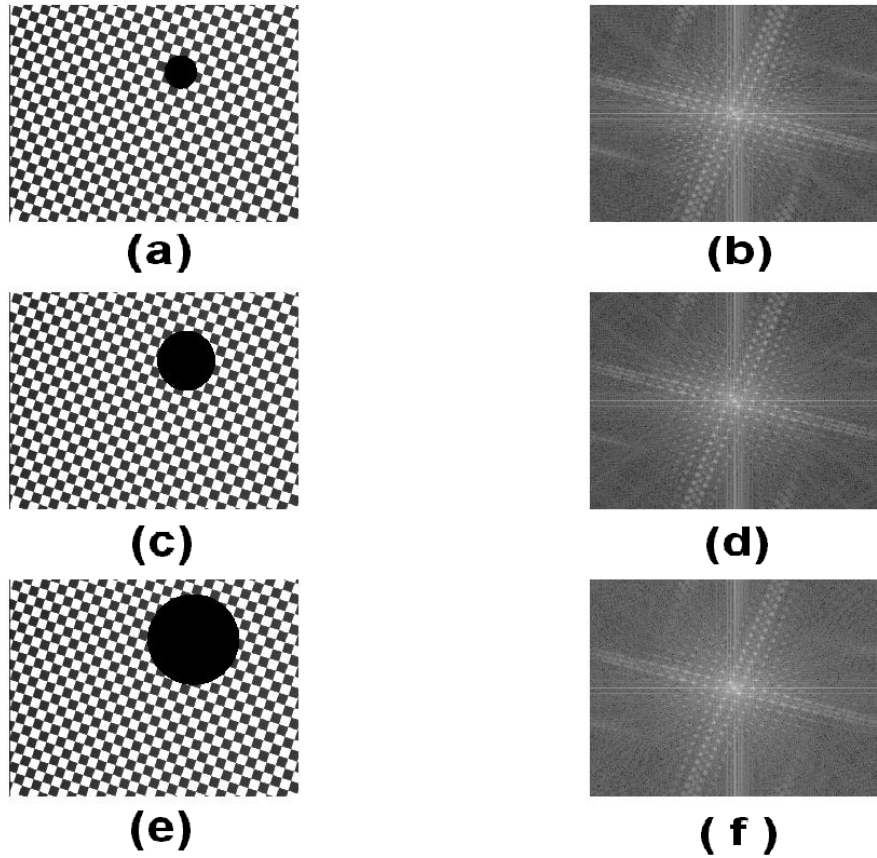


Figure 24 : (a)(c)(e) insertion d'un objet noir dans l'image d'une mire, (b)(d)(f) spectre de Fourier des images (a)(c) et (e) respectivement

Néanmoins, la transformation de Fourier peut être utilisée pour décrire les règles de placement des primitives. En effet, le spectre de puissance de Fourier nous donne : l'orientation principale de la texture (à 90° près) et la fréquence d'apparition des motifs (cf. figure 25). Il reste à résoudre le problème de positionnement à proprement dit (où se situent les points de la grille décrite par une orientation et une fréquence?).

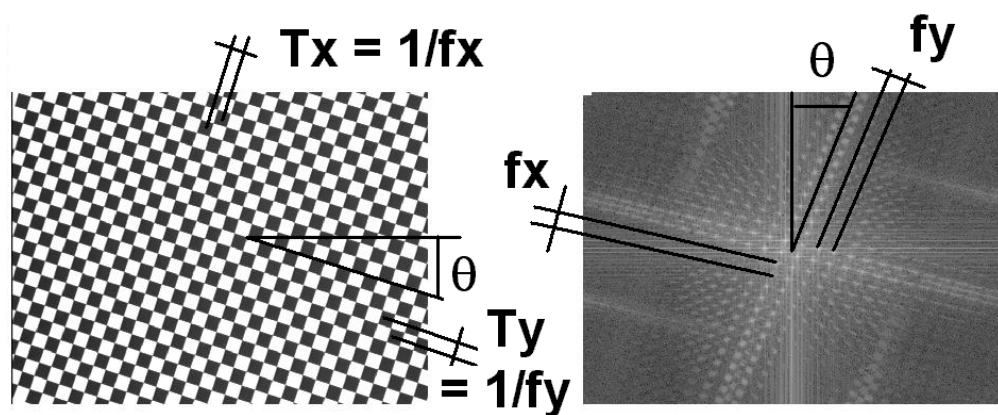


Figure 25 : interprétation du spectre de Fourier

3.4.6 Granulométrie

Une autre méthode permettant d'analyser la structure d'une image est de passer la dite structure au travers de tamis de plus en plus fin et de peser le contenu de chaque tamis. En toute logique, chaque tamis contient des objets de la structure de taille inférieure à celle des objets du tamis précédent. La granulométrie consiste donc à décrire la distribution de taille. Les figures 26 et 27 présentent des granulométries obtenues sur des images de mires théoriques (avec et sans intrusion de défaut).

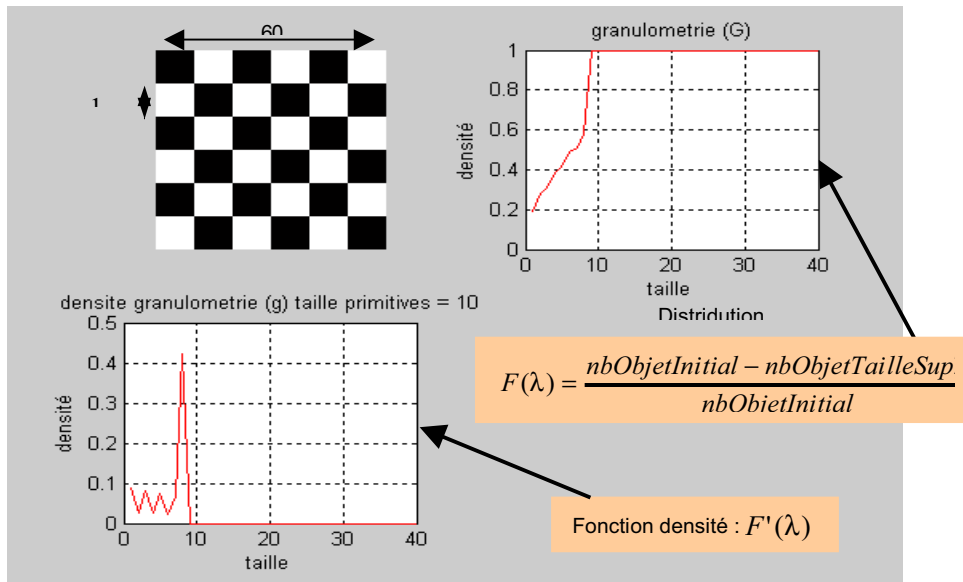


Figure 26 : granulométrie en niveaux de gris d'une mire sans obturation. Le pic donne la taille d'un carré noir en pixel.

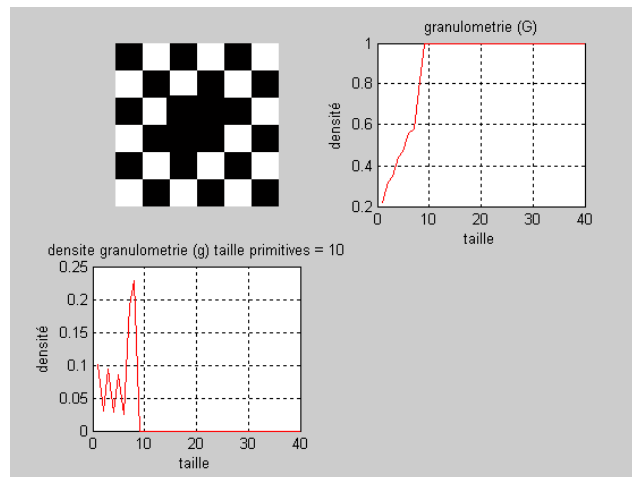


Figure 27 : granulométrie en niveaux de gris d'une image théorique d'une mire avec obturation. Apparition d'un pic pour une valeur de taille autour de 55 (taille de l'objet).

Si l'on applique cette méthode à notre base d'images, on obtient des résultats loin d'être satisfaisants (cf. figure 28).

En effet, il n'y a pas assez de motifs élémentaires (i.e. des carrés 10*10 noirs ou blancs), donc d'objets à trier, il est donc normal de ne pas arriver à faire ressortir les primitives de la structure de la mire. Il faut nécessairement que l'analyse de la mire se fasse sur une fenêtre plus grande.

De ce fait, cette approche n'a également pas été retenue dans la suite de cette étude.

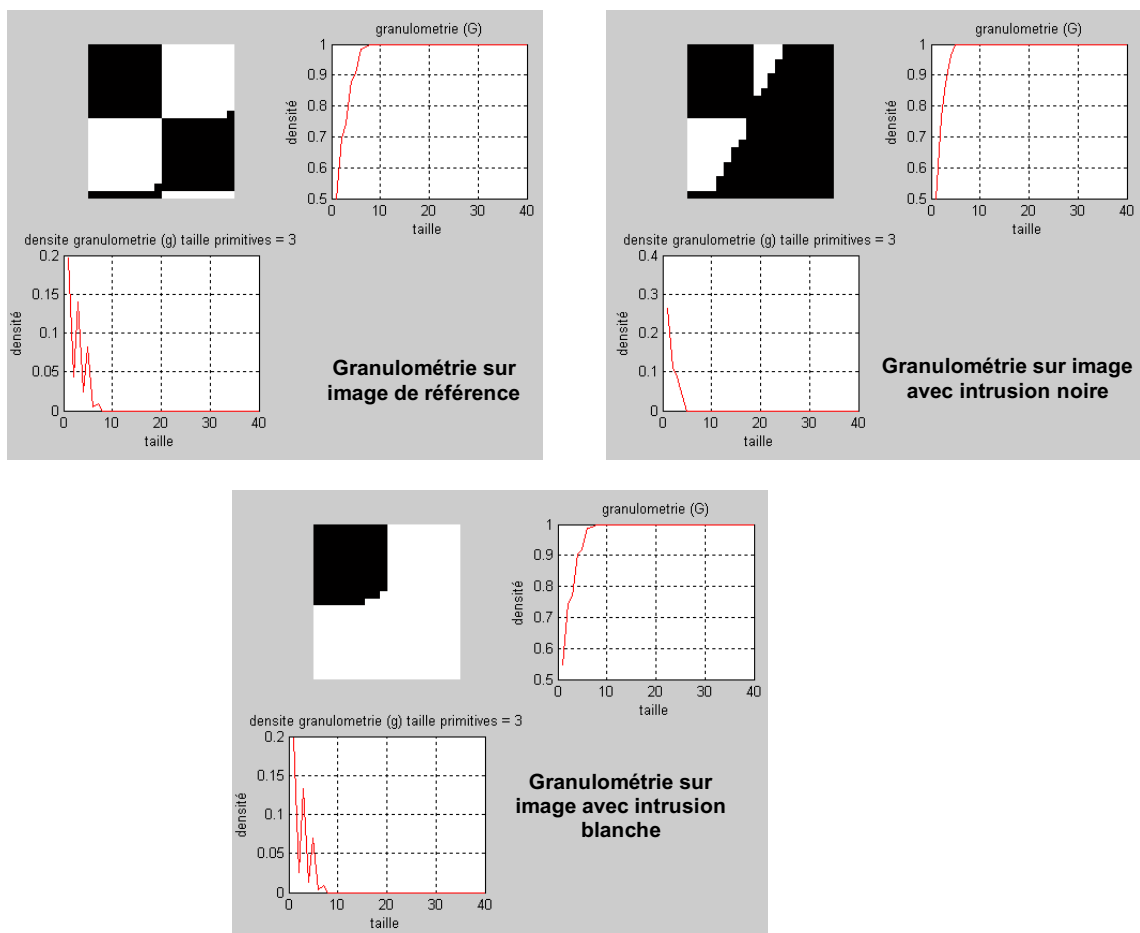


Figure 28 : granulométrie en niveaux de gris d'une image réelle d'une mire prise avec obturation.

En final, parmi tous ces descripteurs identifiés précédemment, ceux finalement retenus pour la suite de cette étude paramétrique sont listés dans le tableau ci-après.

Type de paramètre		Désignation	Sigle
Contour		Nombre de segment de contour	<i>Cont.</i>
		Disparition de point de contour	<i>Seg.</i>
		Signature des contours (signature d'un carré)	<i>Signcarre</i>
Région	Topologique	Surface des objets blancs	<i>Area_W</i>
		Centre de gravité moyen des objets blancs	<i>Cent_W</i>
		Périmètre des objets	<i>Perim</i>
		Compacité	<i>Compac</i>
		Surface des objets noirs	<i>Area_B</i>
		Centre de gravité des objets noirs	<i>Cent_B</i>
	Géométrique	Orientation des objets noirs	<i>Orient_B</i>
		Orientation des objets blancs	<i>Orient_W</i>
	Statistiques	Coef. relatif aux primitives courtes-direction 0°	<i>Ldp1_H</i>
		Coef. relatif aux primitives longues-direction 0°	<i>Ldp2_H</i>
		Uniformité des niveaux de gris, direction 0°	<i>Ldp3_H</i>
		Uniformité des primitives, direction 0°	<i>Ldp4_H</i>
		Pourcentage de primitive, direction 0°	<i>Ldp5_H</i>
		Coef. relatif aux primitives longues-direction 90°	<i>Ldp2_V</i>
		Uniformité des primitives, direction 90°	<i>Ldp4_V</i>
		Pourcentage de primitive, direction 90°	<i>Ldp5_V</i>
		Energie	<i>NRJ</i>
		Entropie	<i>Entrop</i>
		Probabilité maximum	<i>P Max</i>
		Corrélation	<i>Corel</i>
Contraste		<i>Ctrst</i>	
Moment des différences inverses		<i>Minv</i>	
Variance	<i>Var</i>		
Structural	Template Matching	<i>Tmatching</i>	

Tableau 4 : liste des descripteurs analysés

3.5 Résultats expérimentaux

L'ensemble des descripteurs listé dans le tableau 4 précédent ont été calculés sur une base d'images monochromes (cf. annexe V).

L'analyse en composantes principales a extrait cinq axes qui «expliquent» la plus grande partie de l'information contenue dans le résultat de ces calculs (cf. figure 29). Les deux premières composantes expliquent à elles seules plus de 60 % de l'information.

La figure 30 ci-dessous présente la projection des points « images » et des points «descripteurs» dans le plan de ces deux premières composantes.

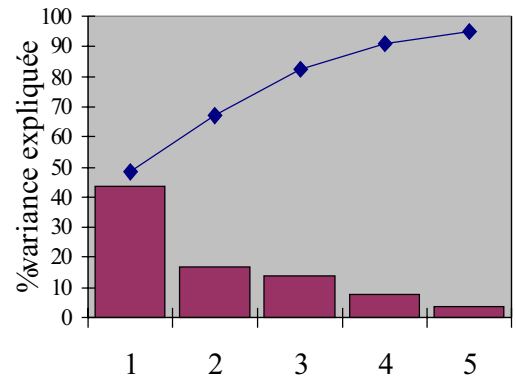


Figure 29 : diagramme de Pareto du % de variance expliquée par chaque composante

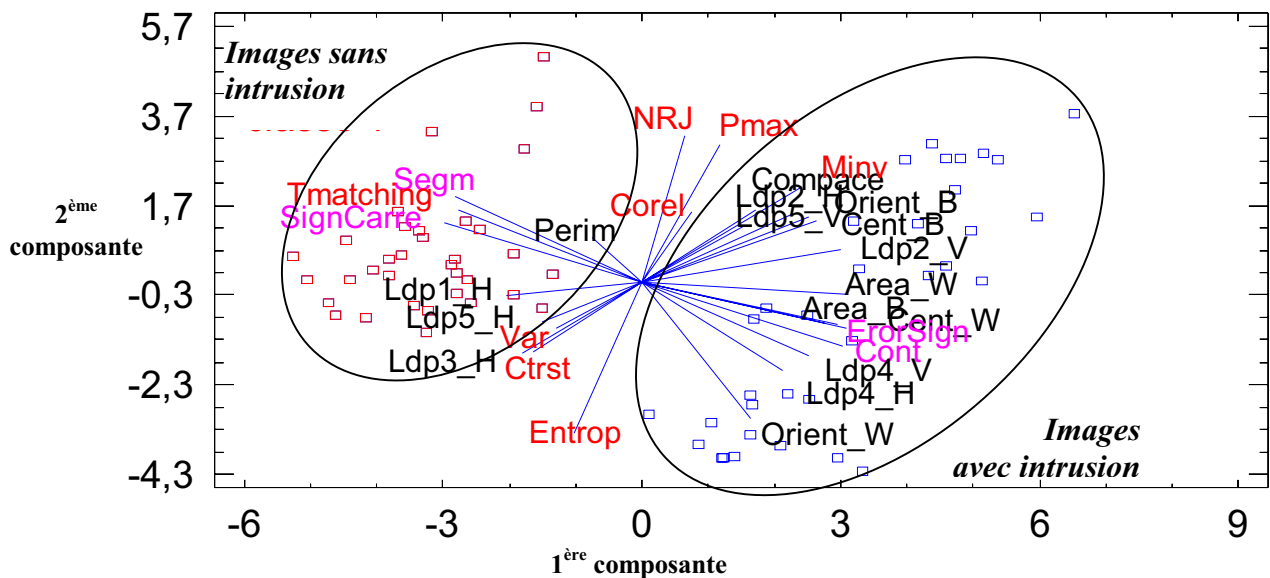


Figure 30 : cercle des corrélations de l'analyse en composantes principales.

Sur cette figure, on constate que :

- les images sont séparées en deux classes. Les images avec intrusion (à droite) et les images sans intrusion (à gauche),
- les descripteurs ayant une forte influence sur la séparation des images avec et sans intrusion sont ceux liés à la première composante. Ce sont principalement des descripteurs relatifs aux contours et à la texture tels que :
 - le nombre de points de contours dans une zone pré-déterminée de l'image ("Count"),
 - le nombre de segments de contours ("Segm"),
 - l'erreur cumulée entre le contour idéal et sa représentation réelle ("Errorsign"),
 - un paramètre de texture décrivant la corrélation entre un motif de référence et une zone de taille correspondante dans l'image ("Tmatching").

- la seconde composante exprime plutôt une information de luminance. En effet, les images sont distribuées sur cet axe en partant des luminances les plus faibles (en bas) vers les plus élevées (en haut). De ce fait, les descripteurs distribués selon cet axe ne permettent pas la séparation des images avec et sans intrusion.

Ces résultats ont été validés par l'analyse d'un algorithme particulier basé sur des informations de contours (cf. annexe VI).

Il a en effet été vérifié que cette approche offre une faible sensibilité aux conditions d'éclairément et une bonne robustesse de détection. Cependant, comme le montre la figure 31 ci-après, il subsiste des cas de détections intempestives. Ils correspondent à des images où les contours disparaissent du fait d'ombres et/ou de sur-éclairéments fortement marqués.

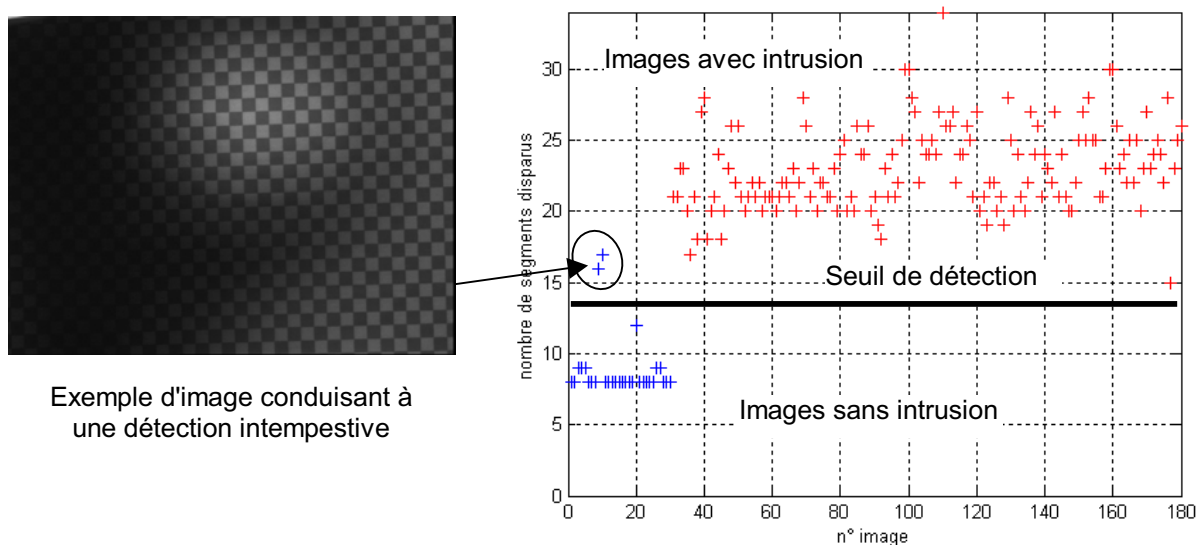


Figure 31 : résultats de l'algorithme par disparition de segments

Afin d'améliorer la robustesse de la détection face aux perturbations lumineuses, nous avons ensuite examiné la possibilité d'exploiter des informations de couleurs. En effet, un objet de couleur verte ou rouge ou ... restera vert, rouge ou ... quelle que soit la puissance globale ou locale du flux lumineux incident.

4 Etude paramétrique sur des images couleurs

Il existe dans la littérature de nombreuses représentations de l'information couleur. Parmi les différents modèles proposés, certains sont plus ou moins sensibles aux variations d'éclairement.

Il s'agit, ici, d'étudier aussi largement que possible la sensibilité de différents modèles aux perturbations de type sur-éclairage global ou local, sous-éclairage global, ombres, etc., d'en tirer des conclusions quant à l'exploitation possible de la couleur pour la détection de personnes dans une zone à risque matérialisée par une mire contrastée périodique. En d'autres termes, il s'agit de répondre aux questions suivantes :

- Existe-t-il des systèmes de représentation de la couleur permettant de stabiliser l'information contenue dans l'image par rapport à des variations d'éclairement ?
- Si oui, quels sont ces systèmes et dans quelles limites sont-ils capables de le faire?
- Peut-on utiliser une mire comprenant une composante achromatique ?
- Quel est l'apport d'un traitement d'information couleur pour la détection d'intrus dans une zone à risque comparativement au traitement d'une information de luminance ?

Après une brève introduction sur la notion de couleur, nous présentons différents systèmes de représentation de la couleur. Nous étudions ensuite, l'aptitude de chacun de ces systèmes à s'affranchir de variations d'éclairement prédéfinies. Enfin, nous étudions la capacité de chacun des systèmes à séparer deux classes de situation : avec / sans intrusion. Il s'agit de mesurer le pouvoir de discrimination des deux classes pour chaque plan de chaque système de représentation des couleurs à partir d'un algorithme de détection très simple et peu coûteux en temps de calcul.

4.1 Notion de couleur

La perception de la couleur est un phénomène complexe. Cette complexité réside dans le fait que la sensation de couleur fait intervenir différents facteurs tels que :

- la source lumineuse,
- le matériau dont est composé l'objet observé,
- le récepteur ou capteur,
- le système d'interprétation.

La source lumineuse éclairant un objet est la première cause de sensation de la couleur observée. En effet, le matériau dont est composé l'objet réfléchit ou transmet les rayons lumineux émis par la source qui sont alors captés par le récepteur. Ces rayons forment le stimulus de couleur. En fait, un matériau n'a pas de couleur intrinsèque mais transforme les propriétés de la couleur. Le capteur à son tour modifie le stimulus reçu en un signal couleur qu'il transmet au système d'interprétation (le cerveau dans le cas d'une perception humaine de la couleur).

La perception de la couleur est donc la réponse au stimulus de couleur que donne le système d'interprétation via le capteur. Les trois notions de *luminosité*, de *teinte* et de *saturation*, qui sont proches de la perception humaine, suffisent à définir une couleur

a) Luminosité (lightness)

C'est l'attribut d'une sensation visuelle selon laquelle une surface paraît émettre plus ou moins de lumière. Elle correspond donc à une sensation traduite par des vocables comme clair, foncé, lumineux, sombre et caractérise le niveau lumineux d'un stimulus de couleur. Le concept de luminosité a un sens assez large et beaucoup de grandeurs physiques permettent de la quantifier. Les termes *intensité*, *éclairage*, *luminance*, *clarté*,... sont souvent employés dans la littérature, pour désigner la notion de luminosité.

b) Luminance

C'est l'intensité lumineuse par unité de surface. L'intensité lumineuse est définie à partir de l'intensité radiante, qui est égale à la puissance radiante dans une direction spécifiée. Pour obtenir l'intensité lumineuse, l'intensité radiante est pondérée par la fonction de sensibilité spectrale de l'œil humain. Cette fonction décrit quantitativement le fait que l'on regarde trois sources qui apparaissent rouge, verte ou bleue, et qui ont la même intensité radiante dans le spectre visible, le vert apparaîtra comme le plus brillant et le bleu comme le moins brillant.

c) Teinte

Ce paramètre correspond aux dénominations des couleurs telles que rouge, vert, bleu, jaune, etc.. Elle correspond à la *longueur d'onde dominante* d'un stimulus de couleur, c'est-à-dire la longueur d'onde pour laquelle l'énergie correspondante est la plus élevée. Le plus souvent, la teinte est représentée par un angle. Le blanc, le noir ou les gris sont des couleurs qui n'ont pas de teinte. Elles sont dites *neutres* ou *achromatiques*.

d) Saturation

C'est une mesure de distance de la couleur par rapport à l'axe achromatique. Elle donne le degré de pureté de la couleur par rapport au blanc. Plus on est éloigné de l'axe achromatique, plus la couleur est pure. Ce paramètre permet de distinguer un bleu marine, d'un bleu horizon par exemple.

4.2 Les modèles de représentation de la couleur

Les modèles couleurs fournissent un moyen de spécifier une couleur particulière. C'est généralement une représentation tridimensionnelle permettant de décrire une couleur à partir d'un point unique dans cet espace. Chaque modèle correspond soit à une implémentation matérielle spécifique, soit à des spécifications propres à des traitements d'images.

Dans la gamme d'espaces couleurs décrite dans la littérature, il est possible de différencier quatre grandes familles :

- les systèmes de primaires,
- les systèmes luminance-chrominance,
- les systèmes perceptuels,
- les systèmes d'axes indépendants.

La figure 32 visualise les systèmes auxquels nous nous sommes intéressés dans la suite de cette étude. Les formulations mathématiques de ces modèles sont donnés en annexe VII.

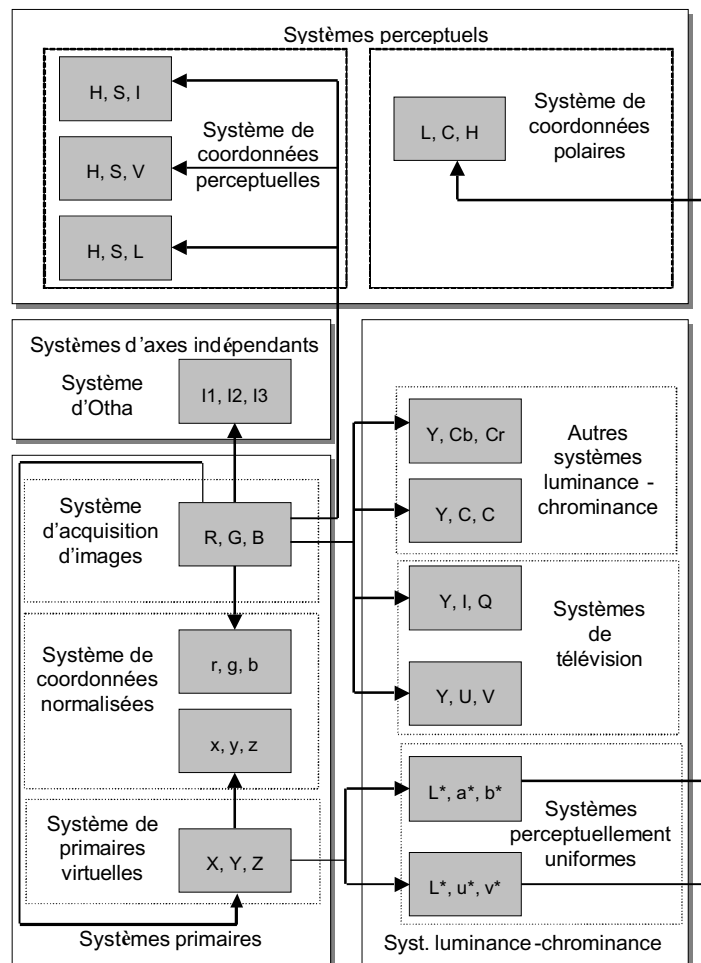


Figure 32 : familles de système de représentation de la couleur

Cette multitude de systèmes de représentation de la couleur rend difficile le choix du système de représentation le mieux adapté à un problème donné. De nombreux auteurs se sont heurtés à ce problème [31] à [35]. Les différents travaux que l'on trouve dans la littérature ne permettent pas de dégager un système de représentation de la couleur adapté à tous les traitements et à toutes les images. Bien au contraire, on se rend compte que le choix d'un système est d'abord fonction de l'application considérée, c'est-à-dire du type d'image traitée.

4.3 Méthodologie

4.3.1 Matériel

La partie expérimentale de cette étude a été réalisée à l'aide de la plate-forme "Vision" décrite au § 3.1 équipée d'une caméra couleur dont les principales caractéristiques sont données en annexe II.

4.3.2 Base d'images

Les bases d'images ont été réalisées à partir de 4 mires constituées d'un pavage de couleur (cf. figure 33). Ces mires ont été soumises à diverses conditions d'éclairage (cf. annexe VIII) :

- éclairage sans perturbation avec différents niveaux d'éclairage allant de 100 lux à 3600 lux,
- éclairage avec perturbations. Les différents types de perturbations pris en compte sont les ombres, les reflets, des variations locales d'éclairage.

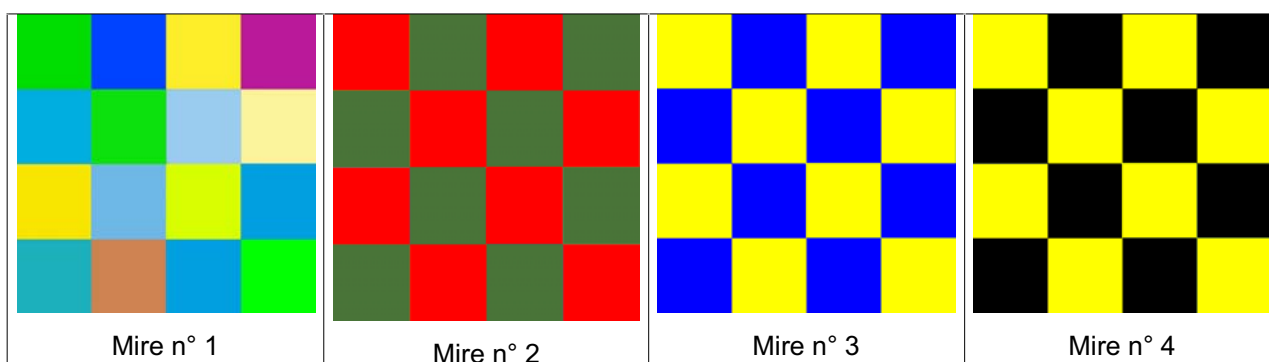


Figure 33 : mires utilisées pour construire les bases d'images

4.3.3 Méthode

Dans un premier temps, on étudie le comportement de chacune des composantes des diverses représentations de la couleur par rapport à la luminance sachant que celle-ci est fortement influencée par les variations d'éclairage. Cette première phase permet d'établir quelles sont les composantes fortement liées à la luminance et par conséquent influencées par les conditions d'éclairage.

Dans un second temps, on évalue un critère pour chaque composante spectrale pour une même scène observée et pour différentes conditions d'éclairage. Une étude statistique sur ce critère permet de retenir les composantes invariantes et de définir les limites de cette stabilité.

Enfin, on étudie l'incidence de l'utilisation de couleurs achromatiques pour la constitution des mires destinées à matérialiser la zone à risque.

4.4 Lien entre les composantes des différents modèles et la luminance

Dans la première partie de cette étude, il s'agissait d'établir quelles composantes des divers modèles de représentation de la couleur possèdent ou non un lien avec l'information de luminance. Il est évident que celles qui sont fortement corrélées avec ce paramètre ne constituent pas une alternative intéressante par rapport aux images monochromes.

Pour cette étude, on a utilisé la base d'images n°1. Elle offre l'avantage de représenter une gamme de couleur plus étendue que les autres bases. Pour chaque image de la base et pour chaque, chaque composante des dix sept modèles évoqués au paragraphe 3, on construit la courbe représentant l'évolution des composantes en fonction de la luminance. Pour cela, on parcourt chaque pixel des images dans le système de représentation choisi et on remplit un tableau à deux dimensions (255x255) où l'abscisse représente la luminance du pixel analysé et l'ordonnée la valeur prise par le pixel dans la composante spectrale étudiée.

La figure 34 représente une image couleur telle que acquise par un capteur couleur (modèle RGB) et sa correspondance en luminance.

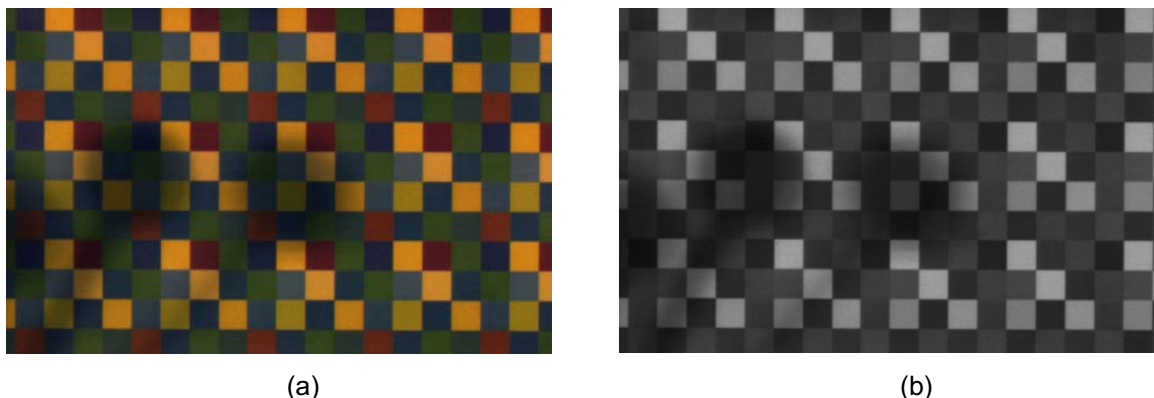


Figure 34 : exemple d'image test pour l'établissement des liens entre composante couleur et luminance. (a) image couleur, (b) image grise.

4.4.1 Résultats

La figure 35 représente un exemple de résultats obtenus avec le modèle RGB. Le résultat des autres modèles de représentation de la couleur figurent en annexe IX.

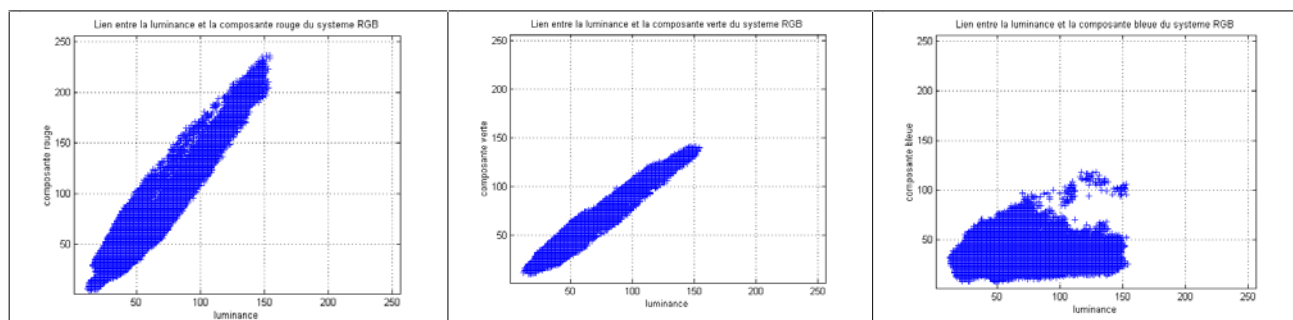


Figure 35 : lien entre composantes des modèles couleur RGB et la luminance

On constate, à partir de ces résultats, que seules les composantes de teinte des modèles HSI, HSL, HSV et LHC, les composantes du modèle de Otah (I1I2I3), les composantes c1c2c3 et les composantes u et v du modèle Luv ne possèdent pas visuellement de lien évident avec la luminance.

Il n'est pas surprenant de constater que les composantes exprimant une luminance, une luminosité, une intensité ou une clarté soient fortement liées à la luminance.

De même, on constate que les trois composantes du système RGB sont très liées à la luminance. C'est un des inconvénients de ce mode de représentation des couleurs. De même, il est logique de trouver une dépendance vis à vis de la luminance des composantes linéairement liées à l'espace RGB telles que XYZ, YIQ ou YUV.

Pour confirmer cette impression visuelle, une étude de la relation par un modèle linéaire a été réalisée sous STATGRAPHICS. Le tableau 5 présente les coefficients de corrélation issus de cette analyse pour chacune des 51 composantes étudiées ici.

Pour la totalité des coefficients estimés au cours de cette étude, la valeur de la probabilité dans le tableau de l'analyse de la variance est inférieure à 0,01. Dans ces conditions, on peut affirmer qu'il y a un ajustement statistiquement significatif entre la luminance et la composante étudiée au niveau de confiance de 99%. Un coefficient de corrélation inférieur à 0,5 exprime une relation faible entre la luminance et la composante étudiée. Un coefficient dont la valeur est comprise entre 0,5 et 0,9 signifie qu'il existe une relation modérément forte entre la luminance et la composante. Un coefficient supérieur à 0,9 exprime un lien fort.

R (RGB)	0,95	L (HSL)	0,94	Cb (YCbCr)	-0,70
G (RGB)	0,97	H (HSV)	-0,41	Cr (YCbCr)	0,70
B (RGB)	0,04	S (HSV)	0,47	Y (YCC)	-0,99
r (rgb norm.)	0,48	V (HSV)	0,96	C1 (YCC)	0,50
g (rgb norm.)	-0,65	L (LHCab)	0,98	C2 (YCC)	-0,35
b (rgb norm.)	0,14	H (LHCab)	-0,30	Y (YIQ)	1,00
X (XYZ)	0,98	C (LHCab)	0,64	I (YIQ)	0,81
Y (XYZ)	1,00	L (LHCuv)	0,98	Q (YIQ)	-0,48
Z (XYZ)	0,14	H (LHCuv)	-0,39	Y (YUV)	1,00
x (xyz norm.)	0,54	C (LHCuv)	0,53	U (YUV)	-0,85
y (xyz norm.)	0,53	L (Lab)	0,98	V (YUC)	0,70
z (xyz norm.)	-0,66	a (Lab)	0,17	I1 (I1I2I3)	-0,36
H (HSI)	-0,44	b (Lab)	0,77	I2 (I1I2I3)	0,35
S (HSI)	0,56	L (Luv)	0,98	I3 (I1I2I3)	-0,17
I (HIS)	0,98	u (Luv)	0,26	C1 (C1C2C3)	0,39
H (HSL)	-0,41	v (luv)	0,28	C2 (C1C2C3)	-0,075
S (HSL)	0,88	Y (YCbCr)	1,00	C3 (C1C2C3)	-0,61

Tableau 5 : coefficients de corrélation entre la composante de luminance et les composantes des modèles de représentation des couleurs

4.5 Quelles sont les représentations les plus stables par rapport aux variations d'éclairément ?

Il s'agit d'étudier le comportement des composantes spectrales des divers modèles face à des variations d'éclairément en prenant en compte le traitement que l'on mettra en œuvre pour détecter des intrusions dans la zone analysée. Le but est d'identifier les signaux stables et de confirmer la tendance dégagée au paragraphe précédent.

4.5.1 *Méthodologie*

Pour rechercher le ou les systèmes de représentation permettant d'obtenir une information stable et facilement exploitable à partir d'images capturées avec des conditions d'éclairément très variées, on procède selon les deux étapes illustrées par les tableaux 6 et 7 ci après.

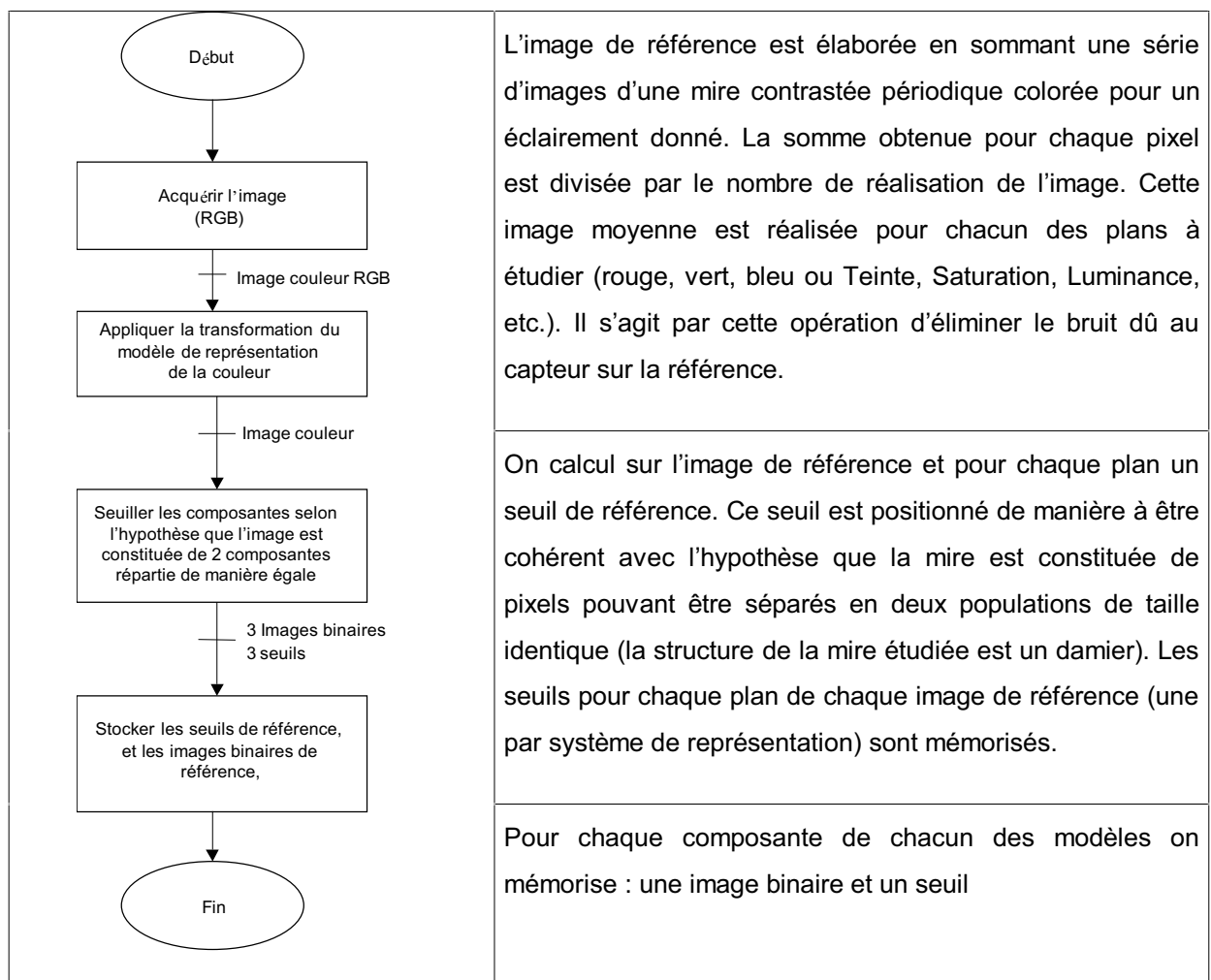


Tableau 6 : étape 1- prise de référence

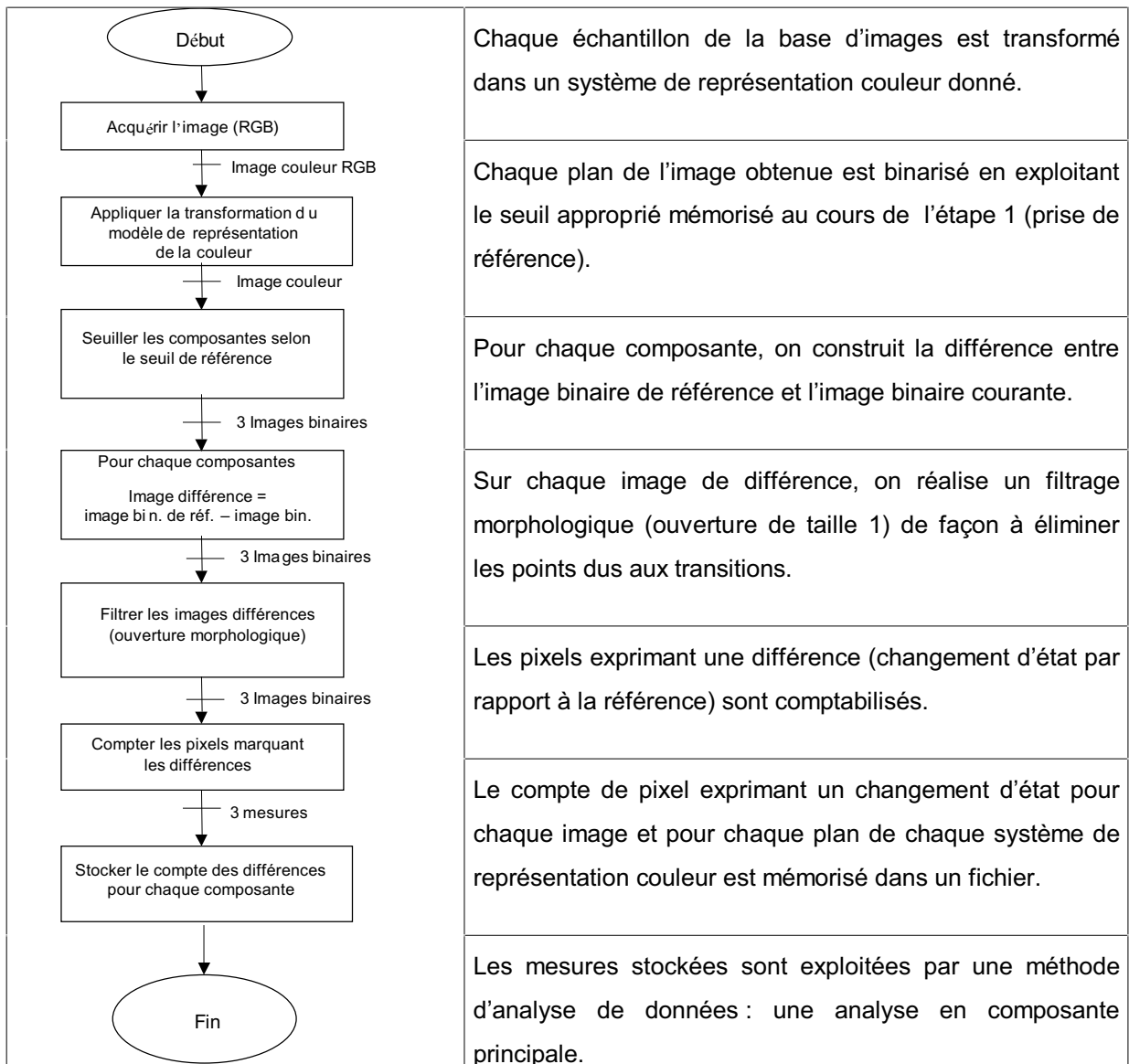
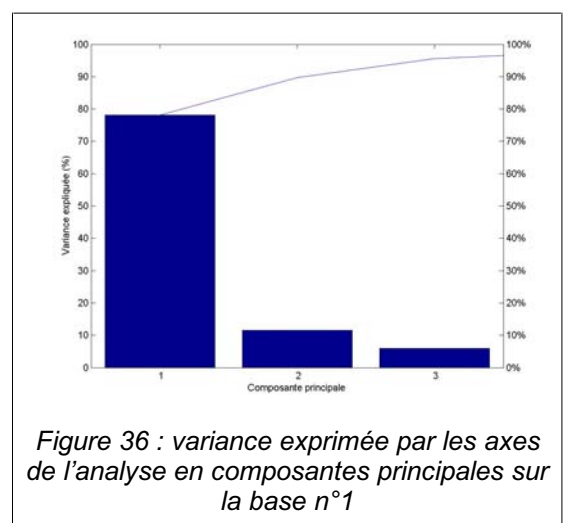


Tableau 7 : étape 2 - exploitation de la base d'image

4.5.2 Résultats

La figure 36 visualise le pourcentage de variance du nuage de points représentant chaque image de la base n°1 exprimé par chacun des axes principaux issus de l'analyse en composantes principales. Chaque point du nuage étudié représente le nombre de pixels ayant changés d'état par rapport à une référence et ce pour chaque composante des dix sept modèles de représentation des couleurs. On constate sur cette figure que les deux premières composantes expriment 92 % de la variance des mesures.



La figure 37 représente le cercle des corrélations issu de l'analyse en composantes principales sur la base n° 1.

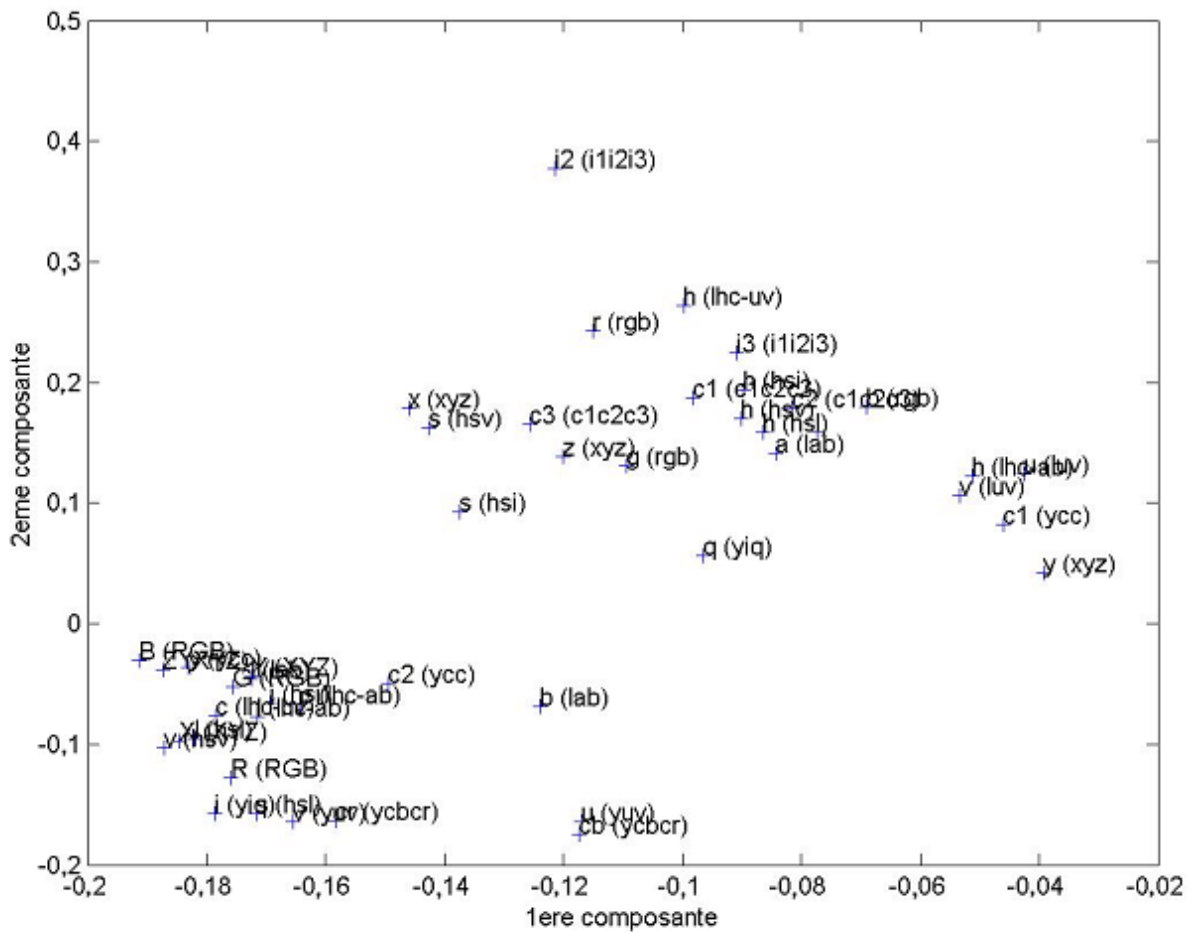


Figure 37 : cercle des corrélations issu de l'analyse en composantes principales sur la base n°1

Les points situés à proximité des axes principaux et les plus éloignés de l'origine (0,0) expliquent la variance du nuage de points. A l'inverse tout les points positionnés à proximité de l'origine des axes principaux n'ont pas d'influence sur la variance. Ils représentent les composantes couleurs les plus stables.

La projection des images dans le plan constitué par ces deux premiers axes principaux permet d'expliquer en s'appuyant sur le cercle des corrélations la cause de la variance sur chacun des axes. Les images sont distribuées le long de l'axe de la première composante principale selon l'étendue des zones d'ombre, indépendamment du contraste. A proximité de l'origine, les images n'ont pas de zone d'ombre. Plus on s'éloigne de l'axe plus les zones perturbées sont importantes en surface. La variation expliquée sur l'axe 2 est de même nature.

De cette analyse, on constate que les plans de teinte des modèles HSV, HSI, HSL, LHC sont les moins sensibles aux perturbations dues à l'éclairage de la scène. On retrouve logiquement l'ensemble des composantes de luminance, luminosité et intensité dans la zone des composantes les plus éloignées de l'origine du repère. Ce sont donc les plus variables. Parmi ces composantes, on trouve Y (YUV), Y (YIQ), L (LHC), V (HSV), I (HSI), L (HSL), Y (YCC), Y (YCbCr), L (Lab), L (Luv), Y (XYZ). On retrouve également parmi les composantes fortement variables les trois composantes R, G, B et X, Y, Z.

La figure 38 présente visuellement le résultat de l'application de la méthodologie prescrite au début de ce paragraphe sur une image fortement perturbée (si28). Nous ne présentons le résultat que sur deux composantes situées aux extrêmes du cercle des corrélations issu de l'analyse en composantes principales, à savoir le plan de teinte d'un système LHC et le plan d'intensité du système HSI.

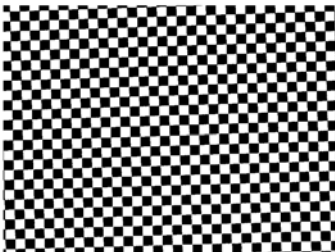
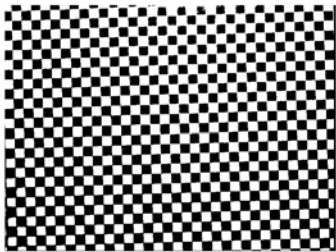
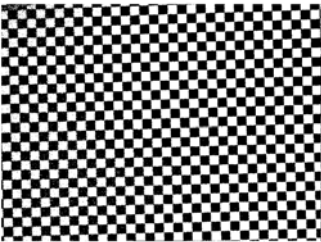

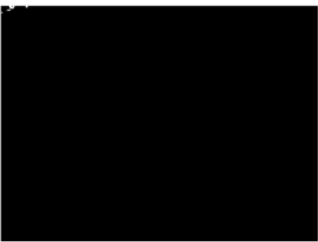
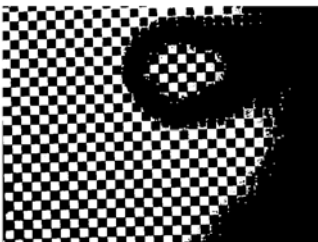
	Teinte LHC	Intensité HSI
Reference base n°1 mage binaire		
Image si28 binarisée avec seuil de référence		
Différence = référence – si28 (après filtrage)		
Nombre de points ayant changé d'état	122	139021

Figure 38 : résultat du traitement d'une image de la base n° 2

4.5.3 Conclusion

Parmi les dix sept modèles étudiés, on constate d'une manière générale que les plans de teinte des modèles HSV, HSI, HSL, LHC sont moins sensibles aux phénomènes d'ombre et de sur éclairement. que les composantes de luminance telles que Y (YUV), Y (YIQ), L (LHC), V (HSV), I (HSI), L (HSL), Y (YCC), Y (YCbCr), L (Lab), L (Luv), Y (XYZ) et les composantes linéairement liées aux modèles R, G, B et X, Y, Z.

Certaines composantes de modèles de représentation de type Otah (I1I2I3) sont également peu sensibles aux variations d'éclairement. Toutefois, ce type de modèle de part sa formulation met en œuvre des différences calculées à partir des composantes R, G, et B. Selon le type de couleur mise en œuvre dans la mire de référence, les composantes du modèle de Otah peuvent apparaître plus ou moins stable. Il en est de même pour les modèles de type luminance-chrominance tels que YCC, YIQ, YUV ou YCbCr.

Pour les applications basées sur la détection de présence dans une zone matérialisée par une mire périodique, l'information de teinte permet de stabiliser l'information et de la rendre plus facilement exploitable par des d'algorithmes de type cartographie (comptage du nombre de pixels changeant d'état par rapport à une référence).

Il s'agit maintenant d'étudier les limites de détection d'un système basé sur la couleur.

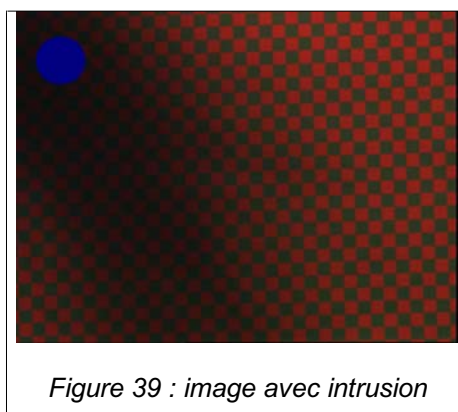
4.6 Limites de détection

4.6.1 Méthodologie

Il s'agit d'étudier, selon la même méthodologie que précédemment (cf. tableaux 6 et 7 du § 4.5), le pouvoir discriminant des différents modèles de représentation de l'information couleur.

4.6.2 Résultats

La figure 39 présente l'image d'une scène comportant une intrusion. La figure 40 présente visuellement le résultat de l'application des traitements prescrits sur cette image. Nous ne présentons les résultats du traitement que sur deux composantes présentant des sensibilités très différentes aux conditions d'éclairement (cf. § 4.4.1), à savoir le plan de teinte d'un système LHC et le plan d'intensité du système HSI. Pour comparaison, une image sans intrusion est présentée au paragraphe 4.5.2, figure 38.



Afin d'analyser plus finement le pouvoir de séparation des deux classes (avec et sans présence), on réalise une analyse statistique. Cette procédure permet de définir les composantes qui permettent de discriminer deux classes.

210 observations ont été utilisées pour bâtir le modèle permettant de discriminer entre les 2 niveaux de classe. 51 variables sont étudiées. Pour chacune des variables, une par composante de chacun des dix sept modèles, on réalise un test de comparaison sur deux populations. On représente graphiquement les boîtes à moustaches correspondant à chacune des variables.

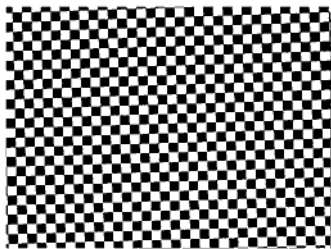
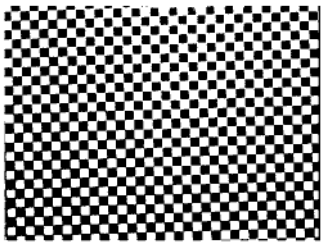
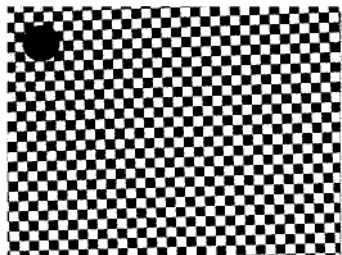
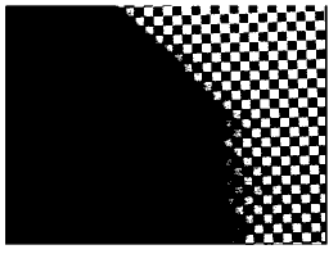

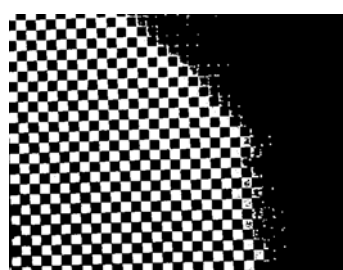
	Teinte LHC (sans intrusion)	Intensité HSI (sans intrusion)
Reference Image binaire		
Image avec intrusion binarisée avec seuil de référence		
Différence = référence – image avec intrusion		
Nombre de points ayant changé d'état	2797	137896

Figure 40 : résultat du traitement d'une image de la base n° 2

La figure 41 visualise, pour les systèmes LHC et RGB, les résultats du traitement de l'ensemble des images de la base n° 2. On considère toutes les images de la base sans intrusion et avec intrusion. L'intrusion est matérialisée par un obturateur. L'obturateur utilisé dans le cadre de ce travail peut être de couleur rouge, verte, bleu, jaune, magenta, etc. Nous ne considérons pas pour l'instant le cas d'un obturateur achromatique.

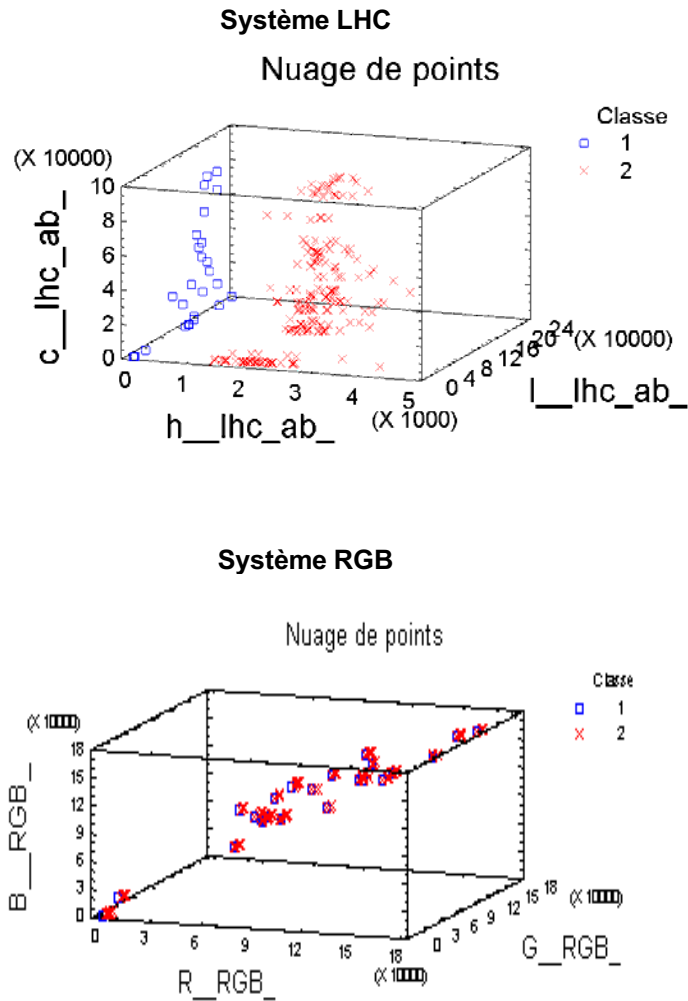


Figure 41 : exemples de résultats du traitement de l'ensemble des images de la base n° 2 pour les systèmes LHC et RGB.

Les points bleus représentent les cas sans intrusion et les points rouges les cas avec intrusion

Sur cette figure, on constate que l'on peut discriminer les deux classes de manière aisée selon l'axe représentant la composante de teinte du système LHC. Par contre, il n'est pas possible de réaliser cette distinction en traitant n'importe quelle composante du système RGB.

La figure 42 visualise le pouvoir de séparation (boîtes à moustaches) des classes avec intrusion et sans intrusion pour les images de la base n° 2 dans le cas spécifique d'obturateurs colorés.

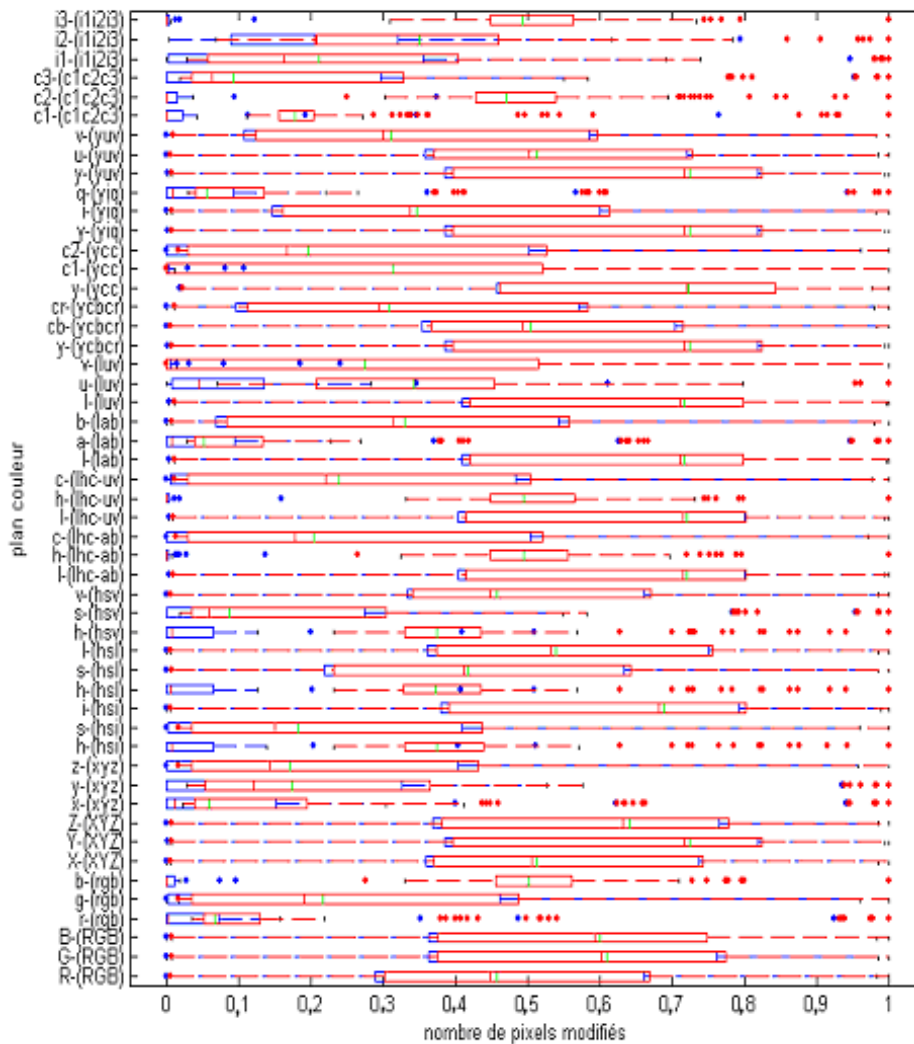


Figure 42 : représentation de la séparation des classes (avec intrusion, sans intrusion) pour les images de la base n° 2

Les points bleus représentent les cas sans intrusion et les points rouges les cas avec intrusion

On constate sur cette figure que la meilleure discrimination est obtenue pour les plans de teinte. On constate également sur cette figure que l'ensemble des composantes de luminance ne permettent pas de séparer les deux classes avec la méthode mise en œuvre.

Différents tests de comparaison statistique⁶ ont été réalisés sur les deux groupes de mesures (avec et sans intrusion) pour les modèles incluant des composantes de teinte et les composantes de luminance de différents modèles (cf. annexe X).

Ces tests permettent de confirmer que, pour les composantes de teinte, les moyennes et les médianes de chaque groupe sont bien statistiquement différentes. Le test de kolmogorov-smirnov permet simplement de tester si les deux groupes (avec et sans intrusion) sont distribués ou non de manière comparable. Les distributions pour les composantes de teinte pour les deux groupes présentent des différences significatives. En effet, la composante de teinte tend à gommer les effets

⁶ Test de comparaison des moyenne, test de Mann Withney (comparaison des médianes), Test de Kolgomorov (comparaison des distributions)

d'ombres, et par conséquent, ne noie pas l'information due à l'intrusion dans l'information contextuelle. Il est normal que les distributions soient différentes.

De même, ces tests renforcent l'idée que les deux groupes pour les composantes de luminance ou très liées avec elle ne peuvent pas être distingués.

La figure 43 visualise le pouvoir de séparation (boîtes à moustaches) des classes avec intrusion et sans intrusion pour les images de la base n° 3 dans le cas spécifique d'obturateurs colorés. Elle permet de confirmer les résultats obtenus sur les images de la base n° 2.

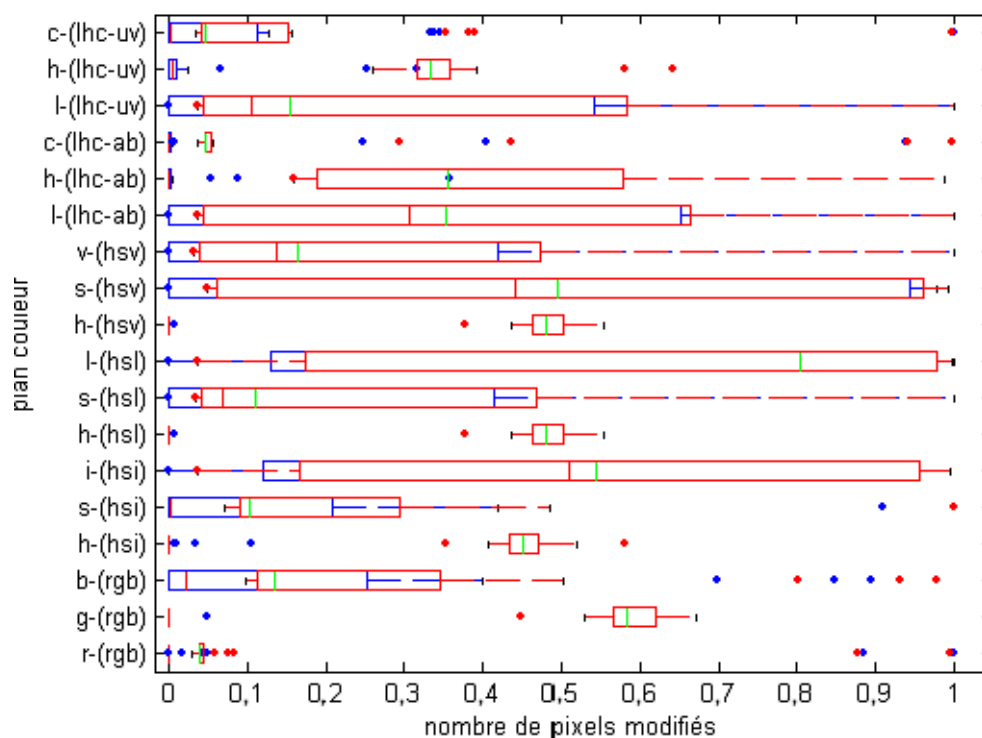


Figure 43 : représentation de la séparation des classes (avec intrusion, sans intrusion) pour les images de la base n° 3

Les points bleus représentent les cas sans intrusion et les points rouges les cas avec intrusion

Considérons à présent le cas d'un obturateur achromatique. La figure 44 représente, pour la composante de teinte du système LHC, le résultat du traitement d'une image de la base n° 2 comportant une intrusion matérialisée par un obturateur achromatique. L'obturateur après seuillage présente un aspect bruité. L'ouverture morphologique utilisée pour éliminer les transitions rouge-vert a tendance à filtrer l'obturateur sur l'image des différences. Il reste néanmoins possible de détecter une intrusion. En outre, un filtrage plus approprié permettrait sans doute de réduire ce problème. On pourrait, par exemple, réaliser :

- une fermeture suivie d'une ouverture qui permettrait d'éliminer les transitions mais de limiter la perte de point sur l'obturateur,
- un filtrage des transitions par masquage.


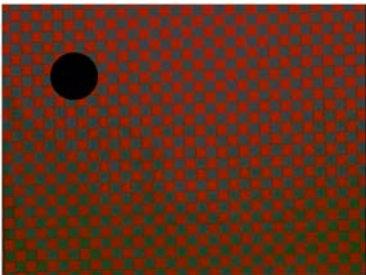
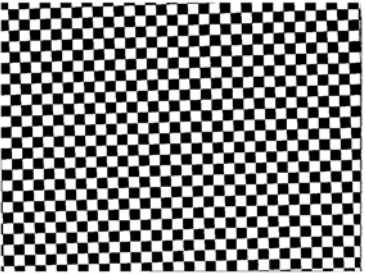
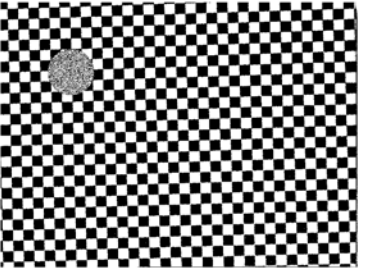
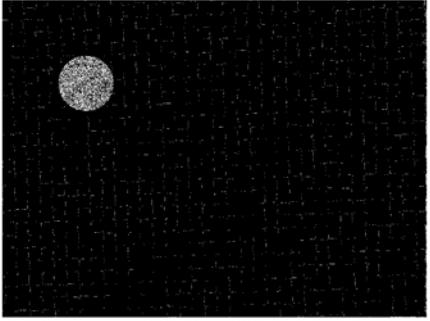

	Référence	Image traitée
Image couleur		
Image binaire		
Image des différences (avant filtrage)		
Image des différences (après filtrage)		

Figure 44 : traitement d'une image avec un obturateur achromatique

La figure 45 présente les résultats du traitement de l'ensemble des images de la base n° 2 sans intrusion et avec intrusion pour différentes composantes de teinte et un obturateur achromatique. La figure 46 visualise le pouvoir de séparation des classes avec intrusion et sans intrusion.

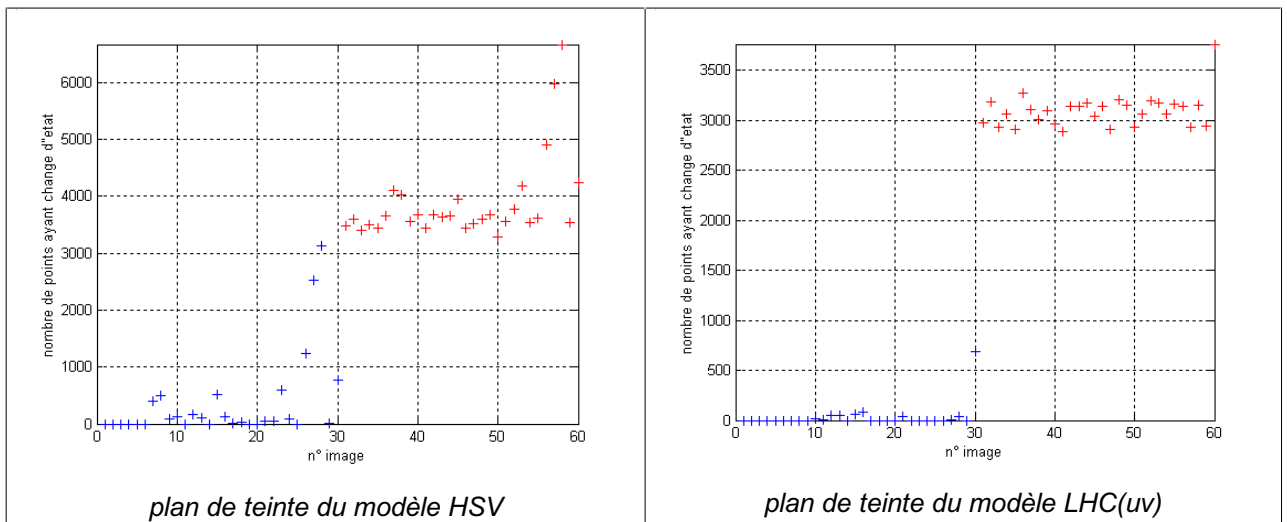


Figure 45 : exemples de séparations des classes sans/avec intrusion pour les images de la base n°2. Cas d'un obturateur achromatique.

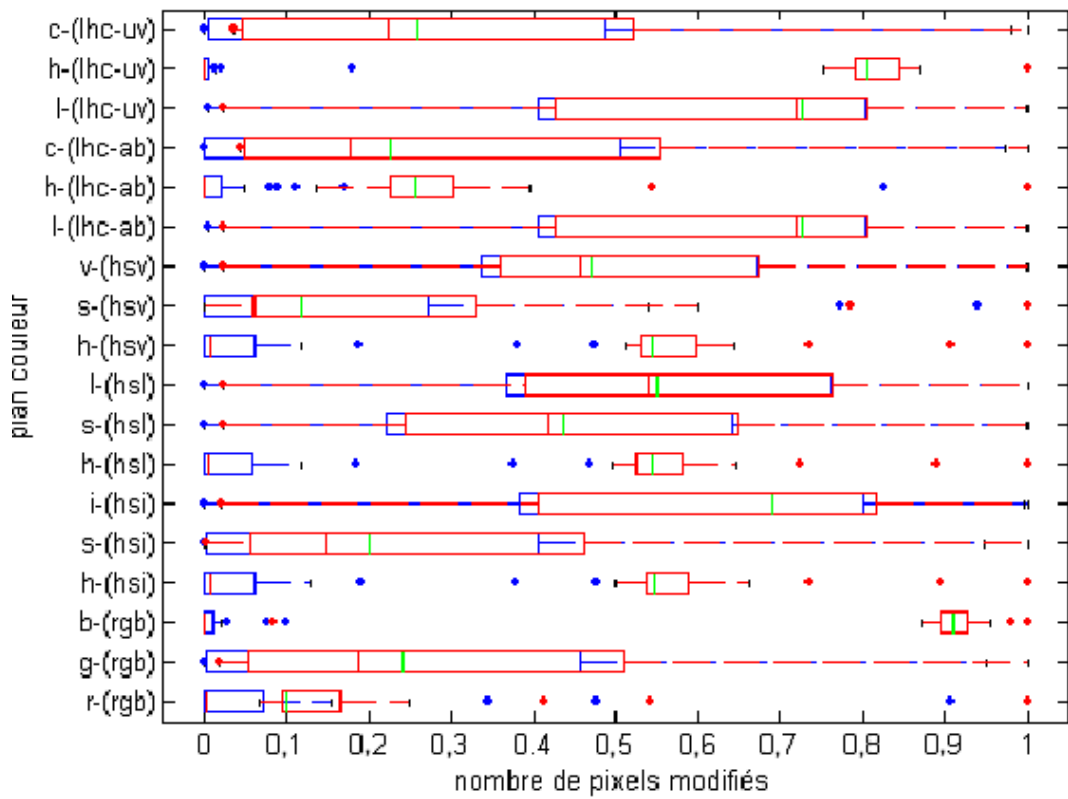


Figure 46 : représentation de la séparation des classes avec intrusion et sans intrusion pour les images de la base n° 2. Cas spécifique d'un obturateur achromatique.

4.6.3 Conclusion

Les composantes de teinte de modèles HSI, HSL, HSV et LHC sont les seules composantes utilisables pour n'importe quel type de mires périodiques bicolores.

La teinte permet de s'affranchir de la majorité des perturbations environnementales dans une large plage : 80 lux à 3500 lux. Cette plage peut probablement être étendue par la mise en œuvre d'un filtre infrarouge. La teinte n'arrive toutefois pas à compenser des ombres trop marquées. Si les niveaux RGB de la zone d'ombre varient peu et sont proches de la composante achromatique, la transformation de l'information primaire vers une information de teinte peut générer un bruit important. L'information de teinte est très sensible au bruit à proximité de l'axe achromatique. Le même constat vaut pour les zones où se produit un fort sur-éclairage (proche de la saturation, donc du blanc).

Les valeurs limites d'éclairement ont été obtenues en comparant les niveaux de quantification obtenus pour différentes images dont une mesure d'éclairement est connue (mesure au luxmètre). On établit, par régression, la relation entre la luminance et le niveau d'éclairement. Pour établir cette relation, on ne considère que les zones correspondant à l'une des composantes de la mire. Les zones correspondant à la seconde composante de la mire sont masquées. Les images utilisées sont vierges de perturbation de type ombre, sur éclairage, etc. La transformation des images de luminance issues de cette base permet d'obtenir directement sur les zones correspondant à la composante de la mire sélectionnée, le résultat de l'éclairement pour un pixel donné (cf. figure 47). La même chose peut être appliqué aux zones correspondant à la composante complémentaire. On montre ainsi que les zones pour lesquelles l'éclairement est inférieur à environ 80 lux sont inexploitable car elles génèrent une information de teinte fortement variable.

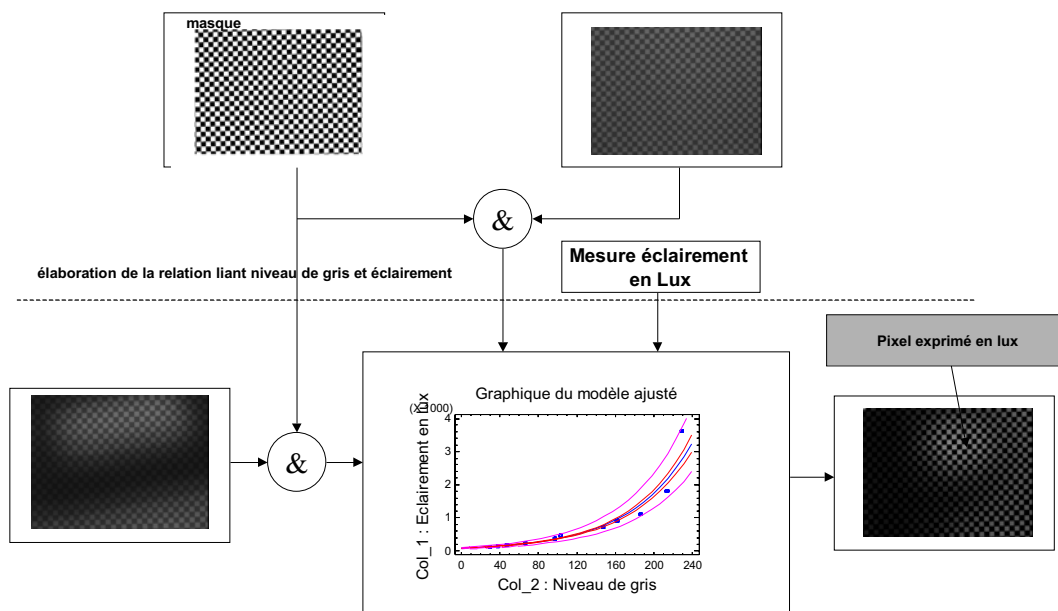


Figure 47 : méthode permettant d'estimer le niveau d'éclairement d'un pixel d'une image de gris.

On parvient à détecter une intrusion avec un algorithme relativement simple, même dans le cas d'un obturateur achromatique. Dans ce dernier cas, il faudra simplement être vigilant sur le type de filtre utilisé pour supprimer les effets des transitions de la mire. Comme le montre la figure 44, le filtre peut avoir des effets non négligeables sur la forme des éléments détectés.

Pour faciliter la détection et en particulier l'opération de binarisation des images, il est préférable que l'image de teinte soit suffisamment « contrastée ». Le contraste est exprimé par la différence angulaire entre les deux teintes (cf. figure 48). C'est l'angle le plus fermé entre les deux teintes qui exprime le contraste.

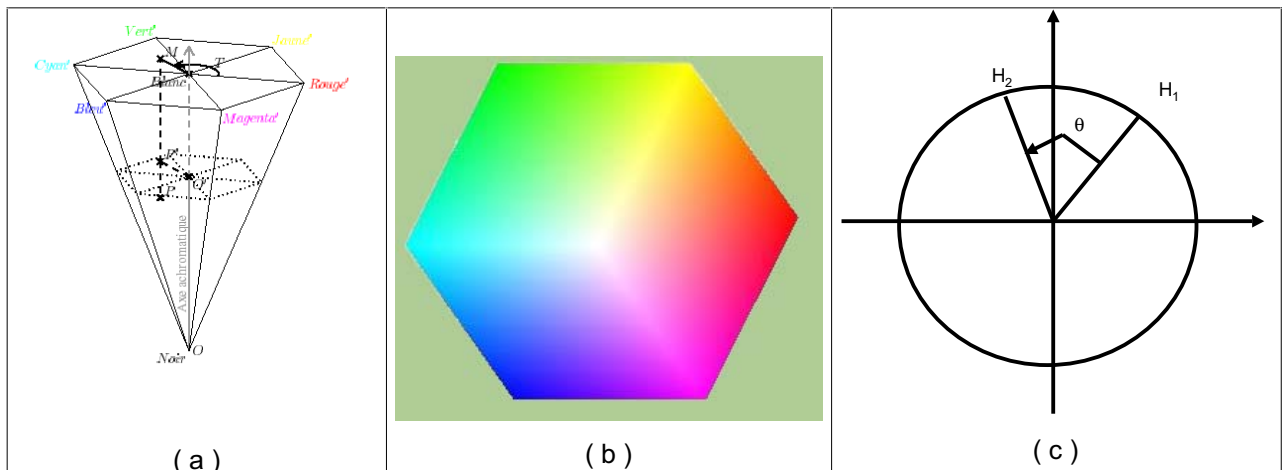


Figure 48 : représentation angulaire de la teinte (a) modèle HSV - (b) évolution des couleurs selon une coupe horizontale du modèle - (c) notion de contraste de teinte.

Pour assurer la meilleure discrimination possible entre les deux teintes, il faut choisir les composantes de la mire telles que l'angle θ entre les deux teintes soit le plus proche possible de 180° . Plus la couleur sera pure (saturation élevée) plus l'information de teinte sera robuste au bruit sur les signaux RGB.

4.7 Peut-on utiliser une composante achromatique dans la mire ?

4.7.1 Méthodologie

Il s'agit de mesurer l'impact de l'introduction d'une composante achromatique dans la composition de la mire de référence au sol.

Pour réaliser cette analyse, nous avons mis en œuvre les méthodologies utilisées aux paragraphes 4.5 et 4.6.

4.7.2 Résultats

Dans le cadre de cette première phase de l'analyse, on considère des images d'une mire contrastée périodique vierge de toute intrusion. Afin de comprendre ce phénomène, il est intéressant d'observer ce qui se passe sur la composante de teinte d'une image.

La figure 49 visualise la composante de teinte issue de la transformation d'une image couleur dans l'espace HSV. On constate sur cette figure que la teinte est caractérisée par de fortes variations dans les zones correspondant à la composante achromatique de la mire.

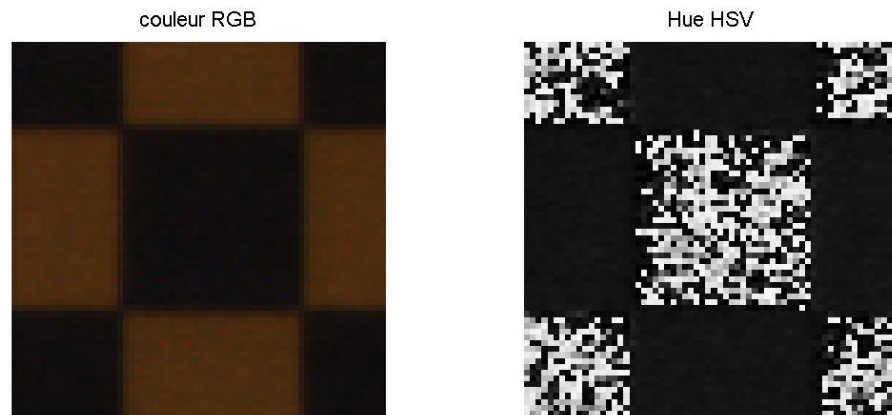
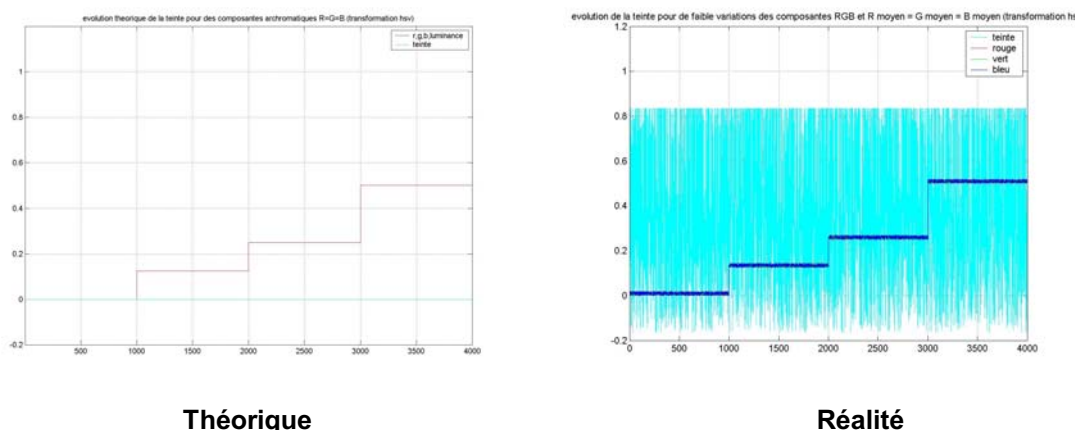


Figure 49 : image RGB (à gauche) et sa transformation en une information de teinte (à droite)

En théorie, la composante achromatique devrait prendre une valeur nulle ($R=G=B$). Dans la pratique, la composante noire de la mire produit une information où les valeurs de R, G et B sont presque égales. En réalité, en fonction du bruit sur les trois signaux RGB, la composante de teinte peut prendre des valeurs très différentes.

La teinte est très sensible aux faibles variations quand les trois composantes sont RGB sont proches de l'axe des couleurs neutres. La figure 50 illustre ce phénomène.



Théorique

Réalité

Figure 50 : illustration de la sensibilité des composantes de teinte aux faibles variations pour les composantes achromatiques.

En observant cette figure, on constate qu'un faible bruit Δ sur l'une des composantes couleurs du modèle cubique RGB ($R = G = B + \Delta$ ou $R + \Delta = G = B$), va produire des angles très différents dans le plan de teinte. Si on considère deux composantes de valeurs égales et de valeur nulle, dans le cas $R = G = B + \Delta$, on aura une couleur bleue, donc une information de teinte représentée par un angle de 225° . Dans le cas $R + \Delta = G = B$, on a une couleur rouge qui correspond à un angle de 0° .

Il apparaît donc évident que les couleurs représentées à proximité de l'axe achromatique dans le plan teinte-saturation ou teinte-chromaticité seront très sensibles au bruit sur l'information primaire. Moins l'image sera lumineuse, plus le risque de produire ces variations sur l'information de teinte sera grand, et ce quelle que soit la couleur.

D'une manière générale les couleurs, pour lesquelles le capteur a une bonne sensibilité telles que le rouge et le vert, sont moins exposées au phénomène. Le bleu, s'il est peu lumineux pourra aisément produire un phénomène identique à la composante achromatique. La figure 51 visualise ce phénomène pour des couleurs dont les composantes R, G et B varient de cinq niveaux autour de la couleur neutre (0, 0, 0). L'amplitude du bruit est d'un niveau de quantification. Plus on est proche du centre du cercle, plus les variations sont importantes. Des que l'on s'éloigne de 2 à 3 niveaux de quantification on réduit la variation de la pleine plage (100 %) à 10 %.

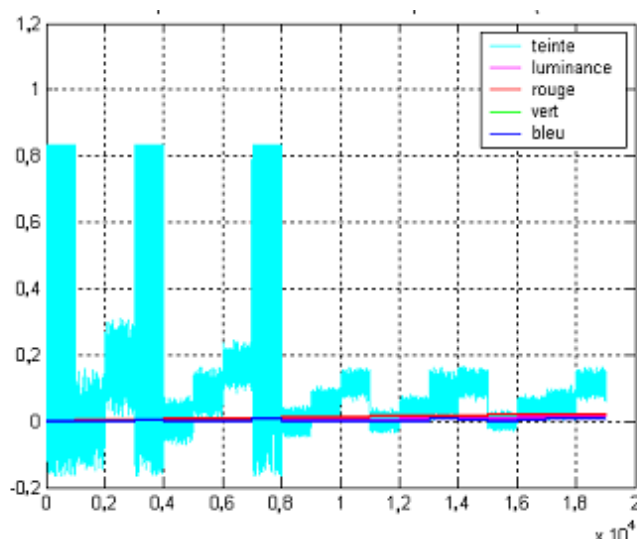


Figure 51 : évolution de la teinte en fonction de variations sur les signaux R, G et B.

Pour traiter les images réalisées sur une mire construite avec une composante achromatique, on réalise un filtrage par masquage des zones correspondant à cette composante. Ce filtrage est réalisé sur l'image de différence. La figure 52 présente visuellement le résultat de l'application du traitement d'images définis au paragraphe 4.6. Nous présentons les résultats du traitement sur deux composantes présentant des sensibilités très différentes aux conditions d'éclairément, à savoir le plan de teinte et le plan d'intensité du système HSI.

On constate que la composante de luminance est inutilisable, ce qui ne constitue pas une surprise. Elle est très sensible aux variations d'éclairément. La composante de teinte permet de distinguer deux groupes : sans intrusion et avec intrusion dans le cas d'un obturateur rouge. Il n'y a pas de distinction pour les images incluant un obturateur vert, bleu, cyan, magenta et jaune.

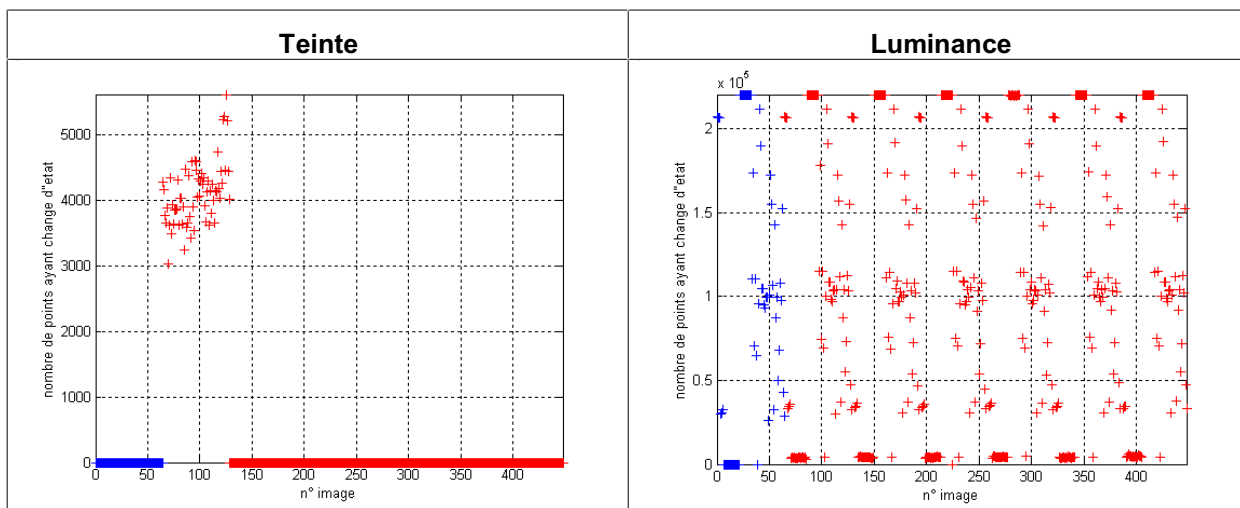


Figure 52 : exemples de séparations des classes sans/avec intrusion pour les images de la base n° 4. Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

La figure 53 illustre les étapes du traitement pour une image avec un obturateur vert.

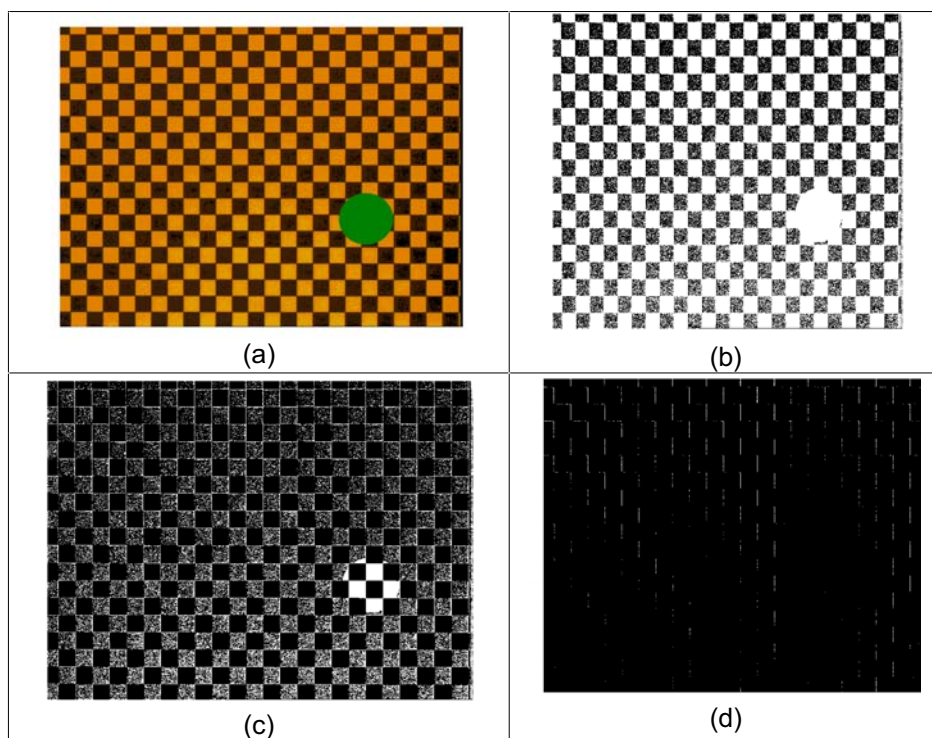


Figure 53 : cas d'un obturateur vert pour une mire composée d'une composante colorée et d'une composante achromatique.

En observant la figure 53d, on constate que l'obturateur a disparu sur l'image de différence. Cette disparition est due au masquage des zones correspondant à la composante achromatique de la mire.

L'opération de seuillage met au même niveau les couleurs verte, bleue, cyan, magenta et jaune que la composante colorée (jaune). L'obturateur n'est vu par différence que sur la composante achromatique. La valeur de seuillage sur la composante de teinte est positionnée à 45°. Toutes teintes supérieures à cet angle sont positionnées dans la même classe que le jaune.

Dans le cas d'un damier composé de deux composantes colorées, on obtient toujours sur l'image de différence, une vue de l'obturateur sur les zones correspondant à l'une ou l'autre des composantes de la mire. Dans ces conditions, il est préférable d'éviter d'utiliser des mires composées d'une composante achromatique et d'une composante colorée.

5 Etude comparative couleur / contour

5.1 Méthodologie

Afin de mesurer l'apport du traitement d'images couleurs par rapport aux traitements applicables aux images monochromes, on réalise une comparaison de différents algorithmes sur une même base d'images. Les méthodes de détection mises en œuvre dans le cadre de cette étude comparative sont de deux types :

- cartographie : il s'agit à partir d'images binarisées de compter le nombre de pixels changeant d'état par rapport à une référence. Un seuil sur la mesure permet de déterminer s'il y a intrusion ou non dans l'image. C'est la méthode exposée dans le paragraphe 4.5
- structurelle : il s'agit à partir d'une information de contour de détecter la disparition de segments par rapport à une référence (cf. annexe VI).

L'algorithme de cartographie, donné dans le paragraphe 4.5, est appliqué au plan de teinte d'une image couleur exprimée dans un espace de type HSV, LHC, etc. ... en utilisant une méthode de seuillage globale. On démontre que cette méthode appliquée sur une image de luminance ne permet pas de discriminer les cas où un intrus figure dans la scène, d'un cas vierge de toute présence (figure 54).

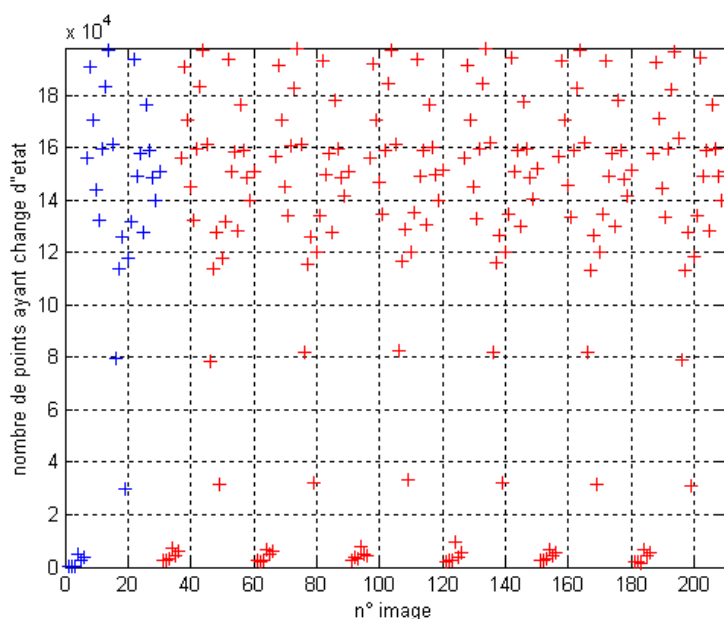


Figure 54 : résultats de l'application de la méthode de cartographie avec seuil global sur les images de luminance de la base n° 2.

Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

5.2 Résultats

La figure 55 visualise les résultats de détection obtenus par application de la méthode de cartographie avec seuillage globale sur les images de la base n° 2. Cette détection a été réalisée sur l'information de teinte des modèles HSV, HSI, HSL et LHC.

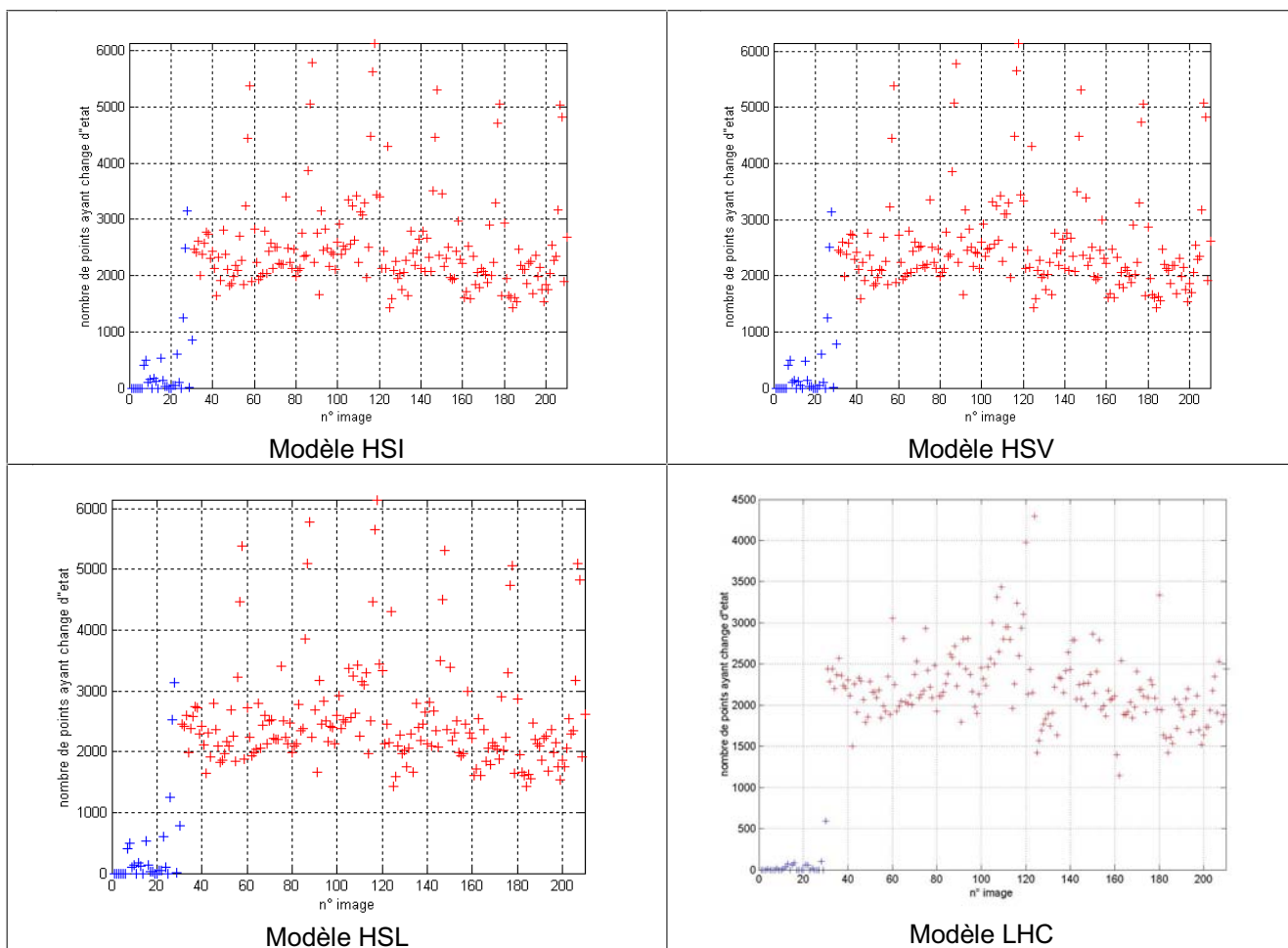


Figure 55 : résultats de l'application de la méthode de cartographie avec seuil global sur les images de teinte de la base n° 2

Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

La figure 56 visualise les résultats de détection obtenus par application de la méthode de cartographie avec seuillage globale sur les images de la base n° 3. Cette détection a été réalisée sur l'information de teinte des modèles HSV, HSI, HSL et LHC.

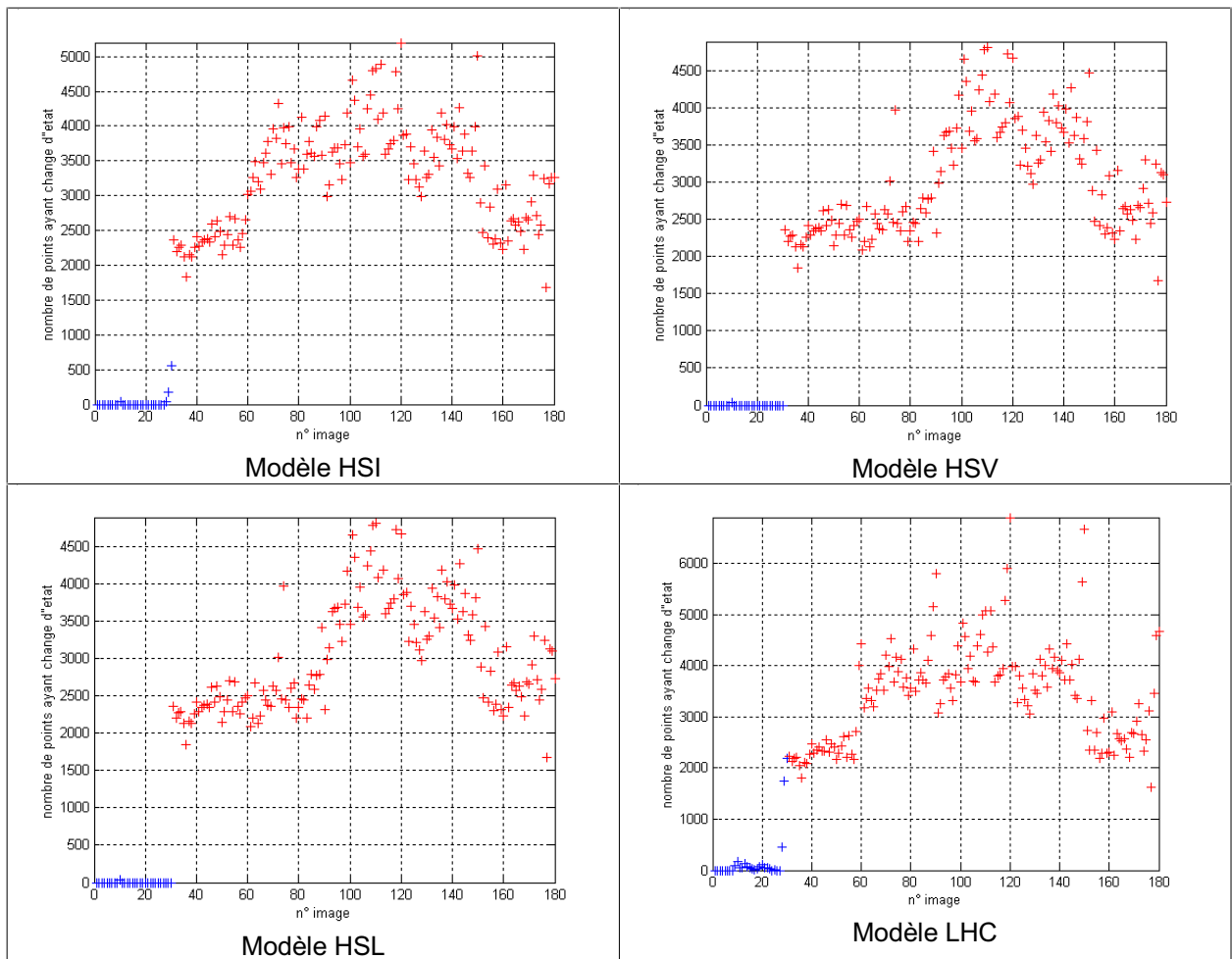


Figure 56 : résultats de l'application de la méthode de cartographie avec seuil global sur les images de teinte de la base n° 3
 Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

Un seuil selon l'axe du nombre de pixels ayant changé d'état permet de séparer les deux populations avec un bon taux de classification. Ce seuil pourrait être positionné à une valeur de 1300. Les mauvaises classifications sont toujours dues à une sur-détection. Il n'y a pas de cas de non-détection d'intrus pouvant conduire à une situation dangereuse.

La figure 57 visualise les cas générant cette sur-détection. Il n'y a sur-détection que dans certains cas issus de la base n° 2 (damier rouge et vert). Le problème vient essentiellement des ombres trop marquées. Les niveaux des signaux R, G et B produisent une teinte proche de l'axe achromatique. On a vu dans le paragraphe 5.4.3 que des teintes trop proches de l'axe des couleurs neutres sont sensibles à un faible bruit sur les composantes primaires (RGB). Ces fortes variations engendrées par la teinte génèrent les fausses détections.

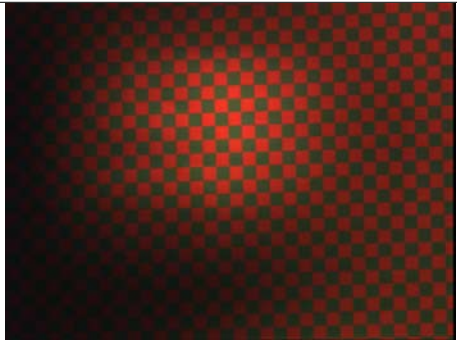
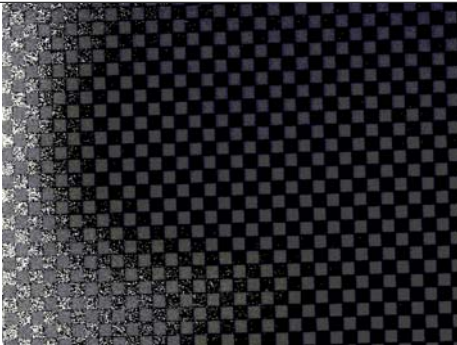
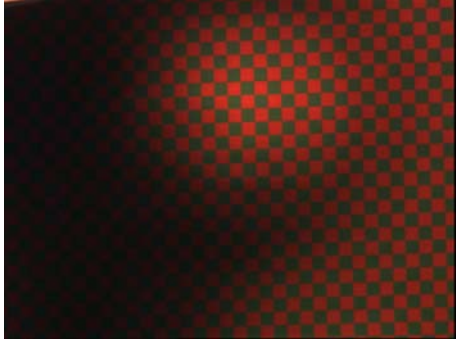
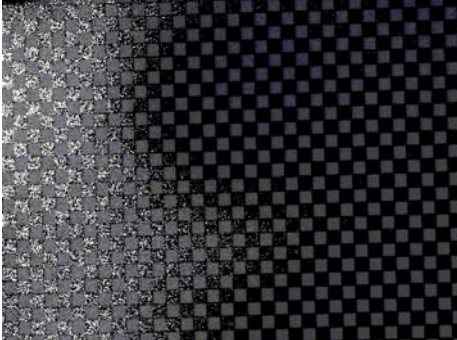
Image	Couleur RGB	Teinte HSI
si27		
si28		

Figure 57 : résultats de l'application de la méthode cartographie avec seuillage global sur les images de teinte de la base n° 2.

La figure 58 concerne les résultats de l'application de la méthode de cartographie par analyse locale (fenêtrage) sur des images de luminance extraites de la base n° 2. Elle représente le résultat global de détection.

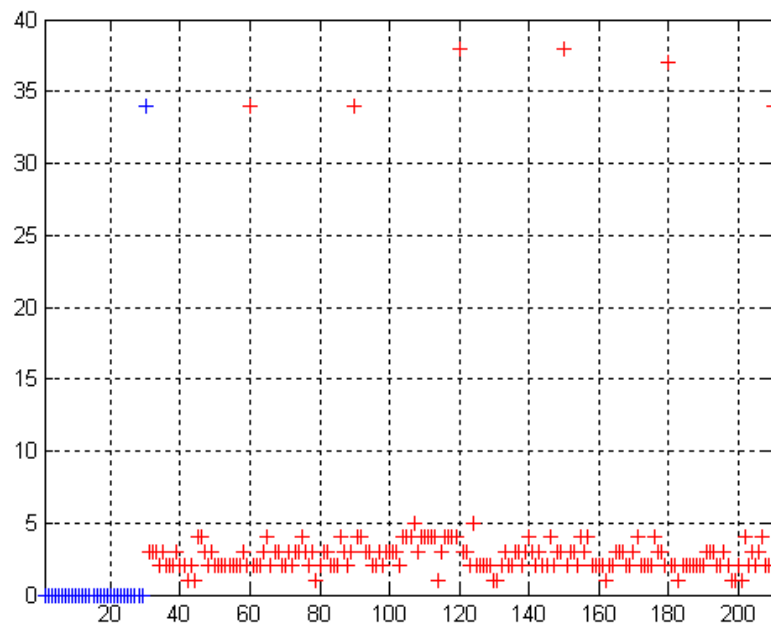


Figure 58 : résultats de l'application de la méthode de cartographie par fenêtrage sur les images de luminance de la base n° 2.

Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

La figure 59 visualise le résultat de l'application de méthode de cartographie par analyse locale (fenêtrage) sur des images de luminance extraites de la base n° 3.

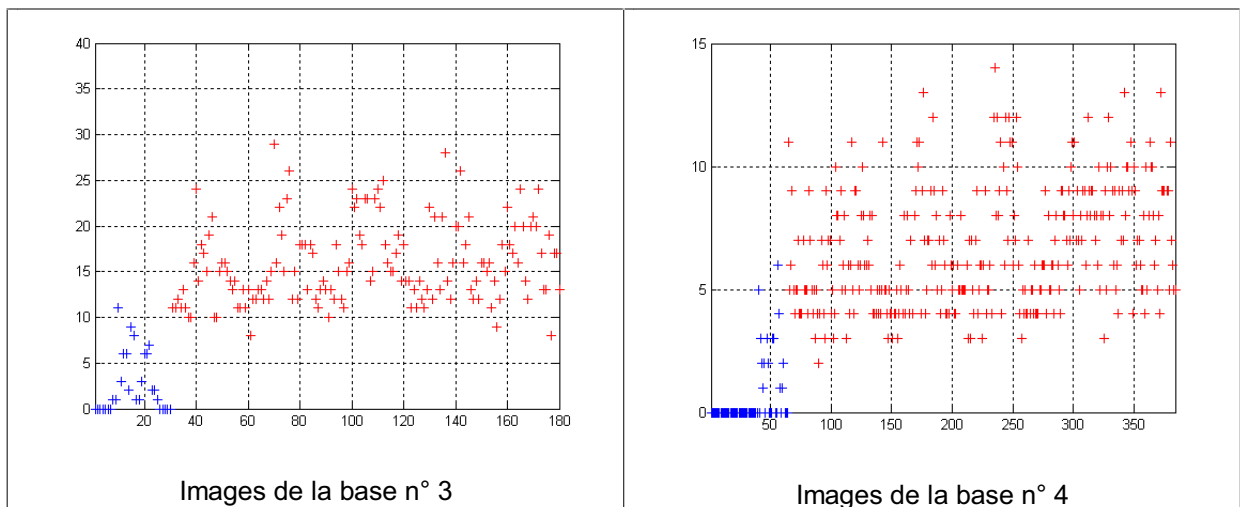


Figure 59 : résultats de l'application de la méthode de cartographie sur les images de luminance.
Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

A partir des figures 58 et 59, on constate que :

- pour les images de la base n°2 représentant une scène sans intrusion, le nombre de fenêtres dont le compte de pixels changeant d'état par rapport à la référence est supérieur à une tolérance est nul sauf pour un cas,
- pour les images représentant une scène avec intrusion, le nombre de fenêtres dont le compte de pixels changeant d'état par rapport à la référence est supérieur à une tolérance est supérieur à 1,
- l'hypothèse, visant à prendre la décision de mise en protection du système si le nombre de fenêtres dont le compte de pixels changeant d'état par rapport à la référence est supérieur à un seuil en évitant les cas de sous-détection (pas de situation dangereuse), est pertinente,
- Les limites de détection sont comparables aux limites dues à l'analyse d'images couleurs.

Les figures données ci-dessous (figure 60 à 62) visualisent les résultats du traitement par cartographie locale sur des images de luminance extraites de la base n° 2.

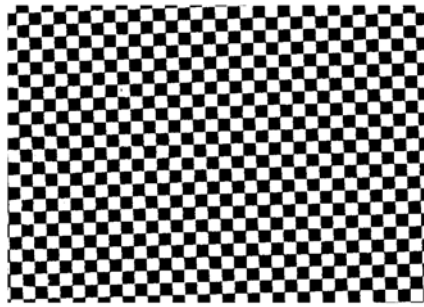


Figure 60 : image binaire de référence

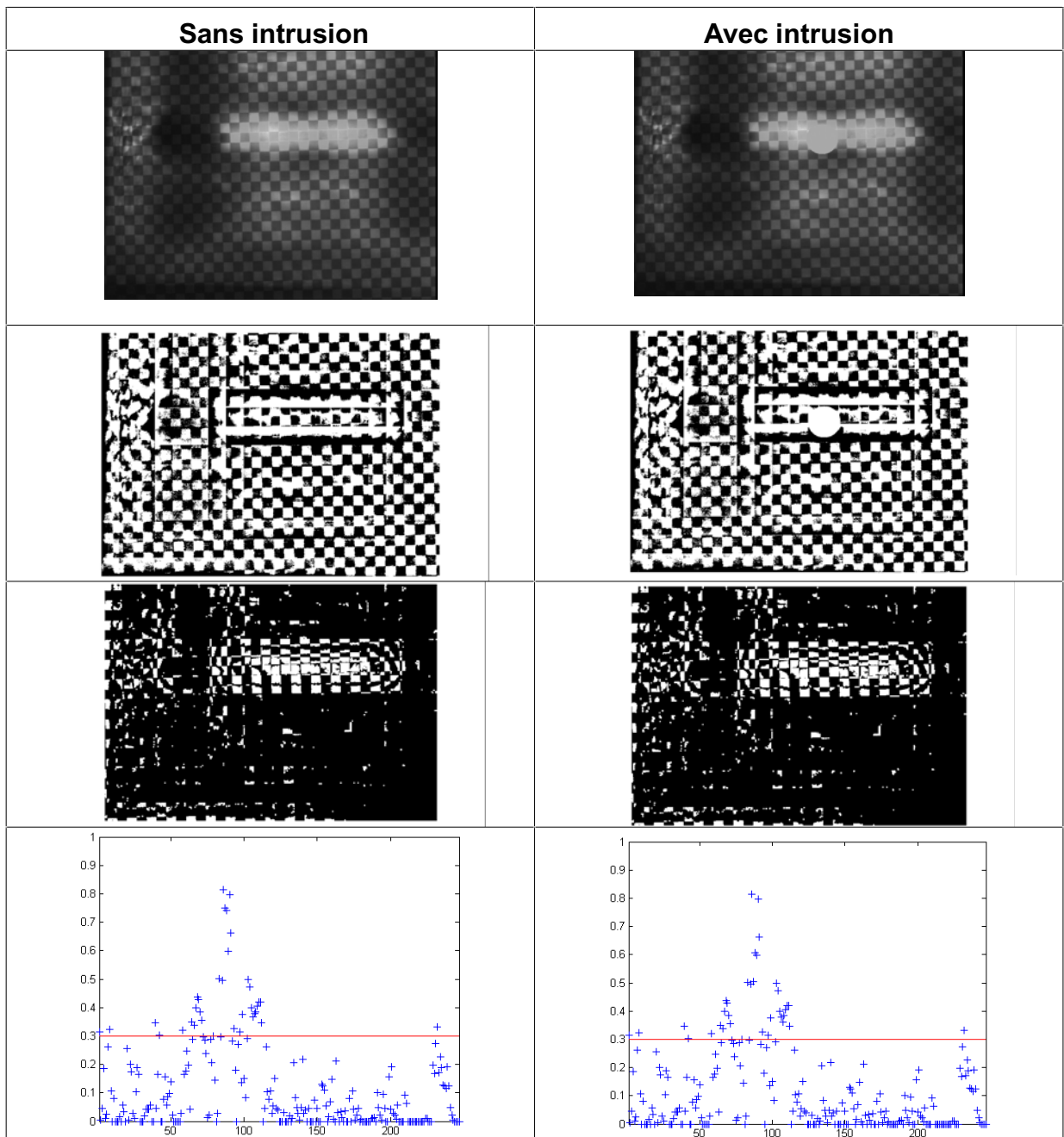


Figure 61 : : illustration du traitement d'un cas de la base n°2 (si30) par la méthode de cartographie locale.

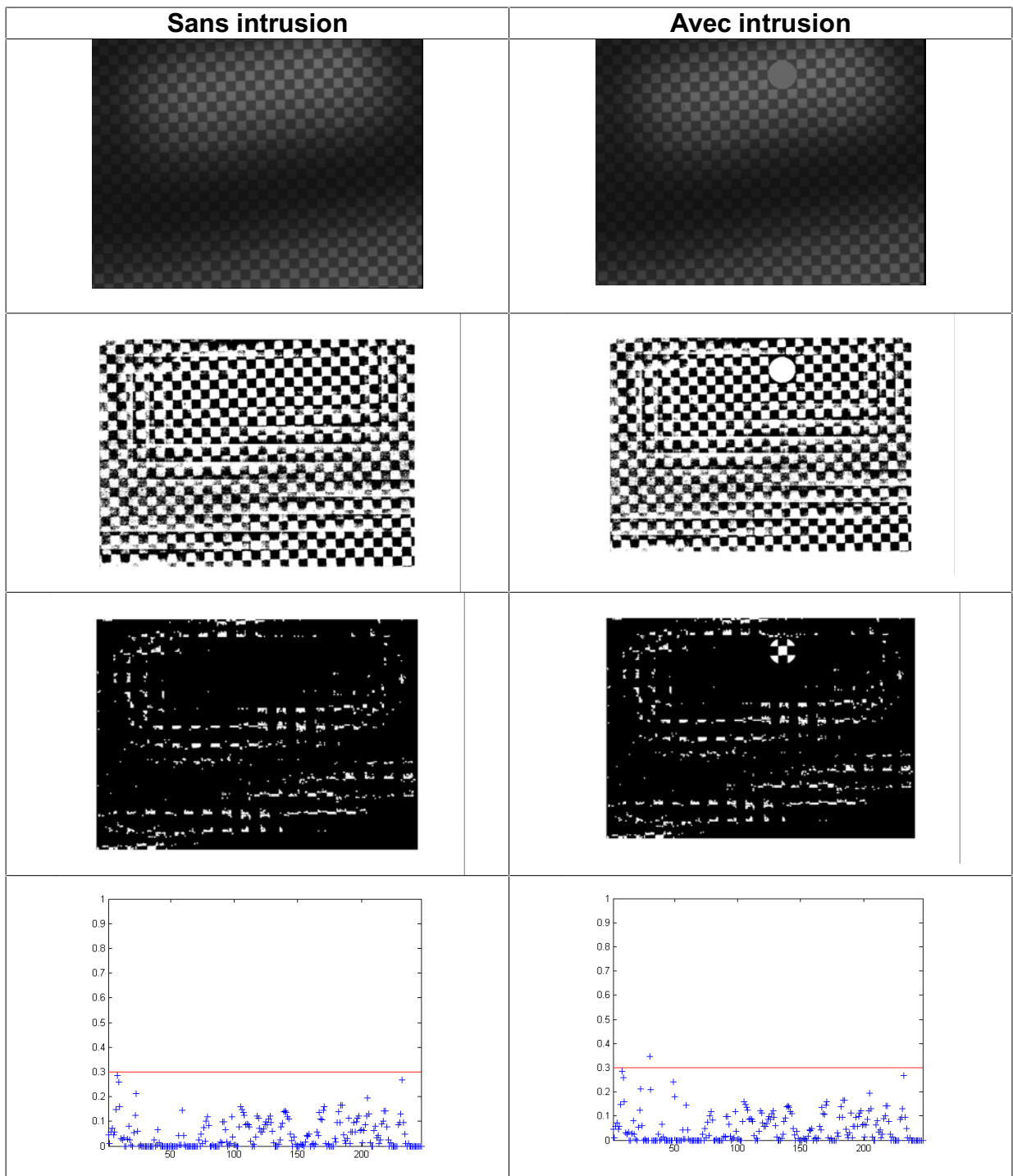


Figure 62 : illustration du traitement d'un second cas de la base n°2 (si12) par la méthode de cartographie locale.⁷

⁷ La première ligne des figures 61 et 62 présente les images de luminance, la seconde les images binaires issues d'un seuillage adaptatif par zone, la troisième, les images exprimant la différence entre l'image binaire de la seconde ligne du tableau et l'image binaire de référence de la figure 60. La dernière ligne du tableau représente l'évolution pour chaque zone de l'image du nombre de pixel ayant changé d'état. Les fenêtres pour lesquelles la valeur est supérieure à la ligne rouge sont comptabilisées pour la détection. Un nombre de fenêtre supérieur à 2 met le système en protection.

Si on émet l'hypothèse qu'il faut au minimum deux fenêtres dont le nombre de pixels ayant changés d'état est supérieur à 30 %, on constate qu'il y a de nombreux cas de sur-détection. Dans ce cas on obtient des performances de classification semblables au cas du traitement de la couleur.

Il est important de noter que pour la base n° 2, il y a même un cas de sous-détection, ce qui représente un problème majeur dans le cadre d'un système de protection.

A partir de ces figures, on constate que la méthode de cartographie par analyse locale proposée possède tout de même une sensibilité à l'environnement. Les ombres trop marquées et les zones de sur éclairement fortes génèrent un bruit de fond noyant l'information utile.

La figure 63 présente quelques cas extraits des bases d'images ayant générés des sur détections.

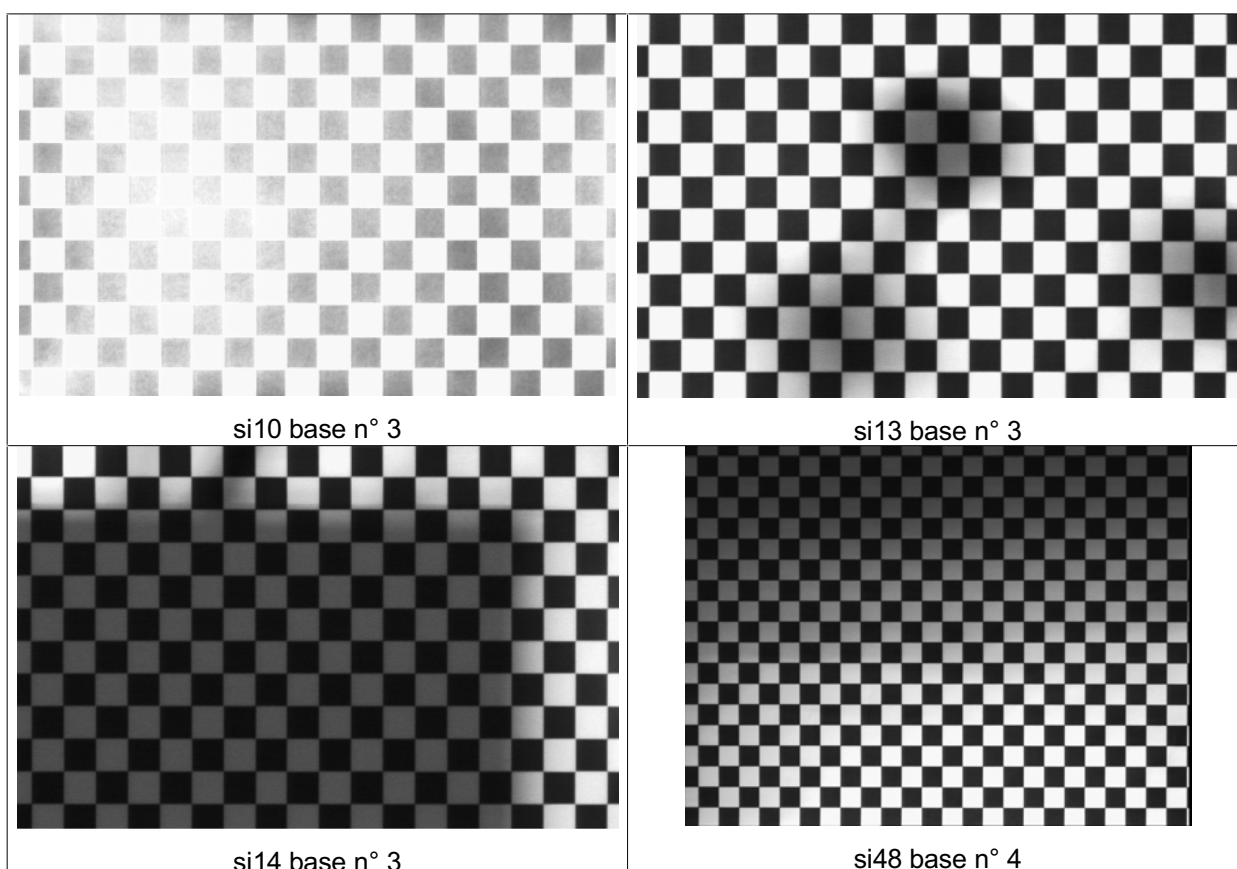


Figure 63 : exemples d'images générant des cas de sur détection (détection d'un intrus alors qu'il n'y en a pas) avec la méthode cartographie locale.

La figure 64 concerne le résultat de l'application de la méthode structurale (disparition de segments) sur des images de luminance extraites de la base n° 2. On constate sur cette figure que :

- le nombre de segments ayant disparu, dans le cas de scènes sans intrus est inférieur de moitié par rapport au cas des scènes avec intrusion
- une hypothèse visant à prendre la décision de mise en protection du système si le nombre de segments disparus est supérieur à un seuil est pertinente. Ce seuil pourrait être positionné à 20. Dans cette hypothèse, il n'y a pas de cas de sous détection, donc pas de situation dangereuse. Par contre, on relève cinq cas de sur-détection.

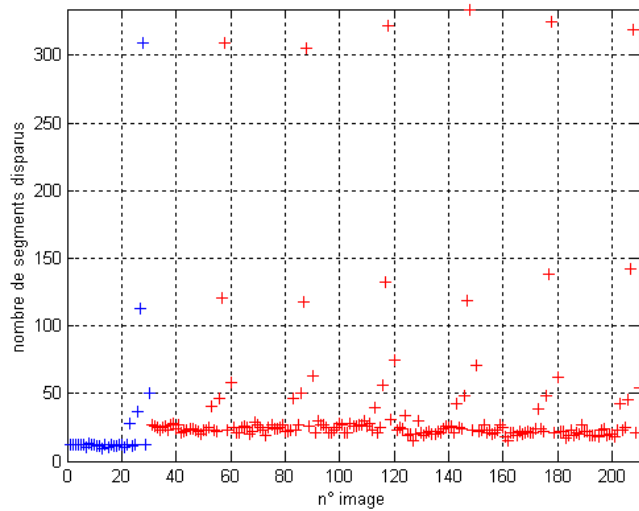


Figure 64 : résultats de l'application de la méthode structurale (disparition de segments) sur les images de luminance de la base n° 2
 Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

La figure 65 visualise le résultat de l'application de méthode structurale (disparition de segments) sur des images de luminance extraites des bases d'images n° 3 et n° 4. On constate également qu'il est possible de positionner un seuil permettant de séparer les classes avec et sans intrusion avec de bonnes performances.

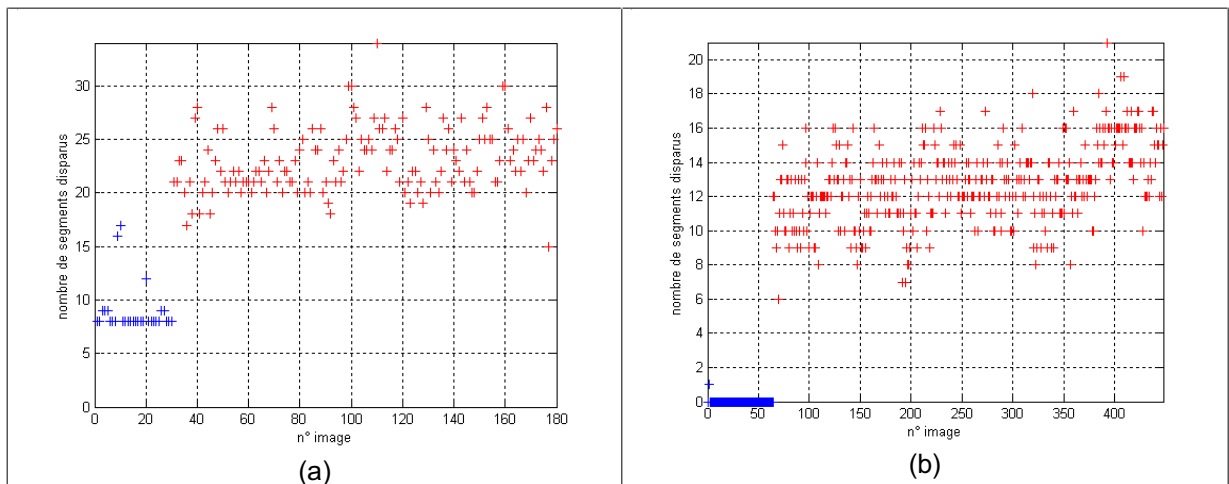


Figure 65 : résultats de l'application de la méthode structurale (disparition de segments) sur les images de luminance de la base
 Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

Les cas de sur-détection pour la méthode structurale sont visualisés dans la figure 66. On constate que ces images sont marquées par des ombres très fortes ou des zones de sur-éclairage. Dans les parties ombrées, le contraste n'est pas assez fort pour produire des contours.

Dans le cas de l'image « si30 » de la base n° 2, la zone présentant un sur éclairage englobe l'information de contours dans du bruit conduisant à une non-détection. Le plus grand nombre de segments disparus pour la base n° 2 vient de l'image « si28 ». Dans cette image, la zone d'ombre est la plus étendue.

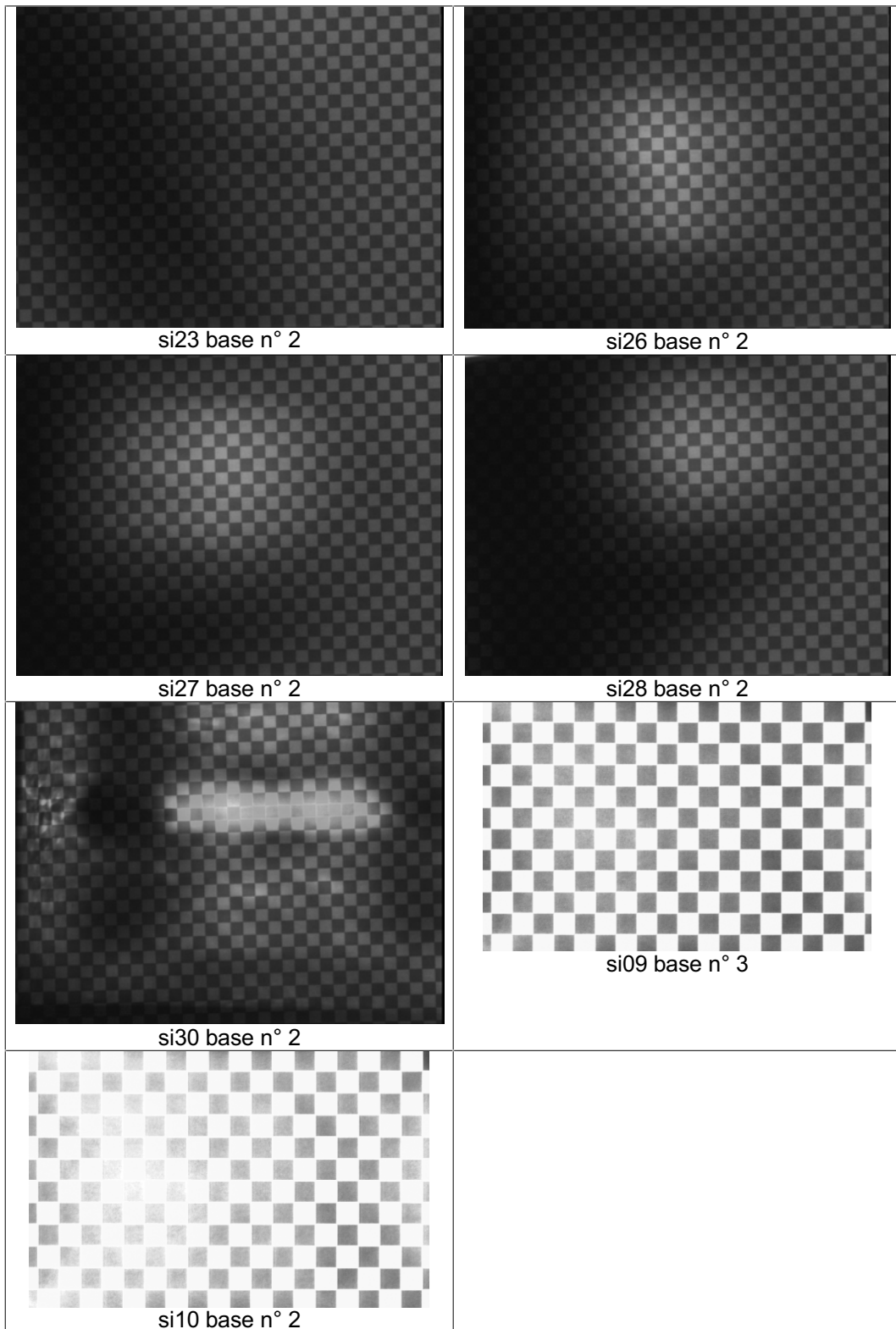


Figure 66 : résultats de l'application de la méthode structurale (disparition de segments) sur les images de luminance de la base n° 2.

La figure 67 présente les images des contours détectés sur chacune de ces deux images.

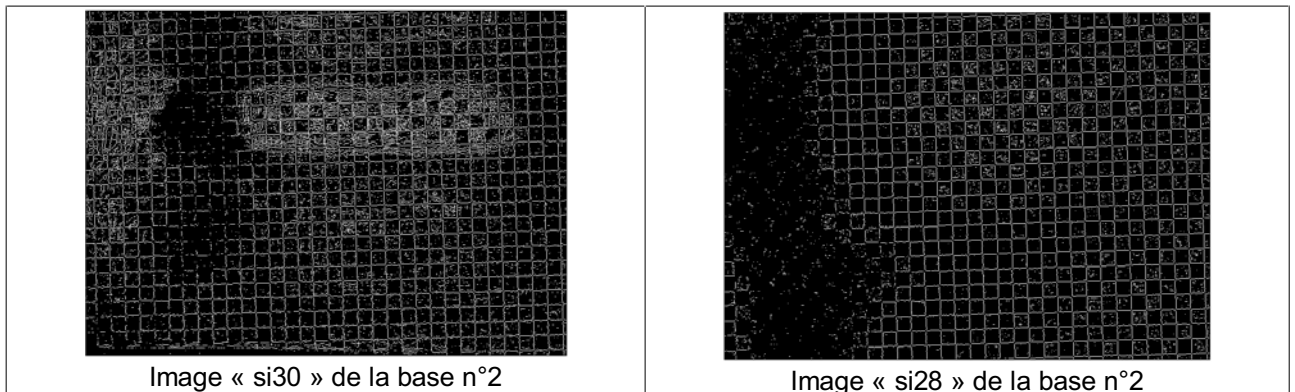


Figure 67 images des contours détectés

5.3 Conclusion

En introduction à ce chapitre, on posait les questions suivantes :

- Existe-t-il des systèmes de représentation de la couleur permettant de stabiliser l'information contenue par l'image par rapport des variations d'éclairément ?
- Si oui, quels sont ces systèmes et dans quelles limites sont-ils capables de le faire ?
- Peut-on utiliser une mire comprenant une composante achromatique ?
- Quel est l'apport d'un traitement d'information couleur pour la détection d'intrus dans une zone à risque comparativement au traitement d'une information de luminance ?

A la première de ces questions, on peut répondre par l'affirmative. Il existe des systèmes permettant de stabiliser l'information issue d'une caméra couleur dans certaines limites.

Concernant la seconde question, on peut dire que l'information de teinte de modèles de représentation tels que HSI, HSV, HSL ou encore LHC permettent d'obtenir une information stable dans une large plage de variations des conditions d'éclairément : de 100 lux à environ 3600 lux. La teinte n'arrive toutefois pas à compenser des ombres trop marquées. Si la teinte extraite de l'information primaire est proche de l'axe des couleurs neutres et si les niveaux RGB sont un peu bruités alors l'image de teinte sera très fortement bruitée. L'information de teinte, lorsqu'elle est proche de l'axe achromatique est très sensible au bruit sur les signaux primaires. Le même constat vaut pour les zones où se produit un fort sur-éclairage (proche de la saturation, donc du blanc).

Le choix des composantes de la mire possède également un effet non négligeable sur les performances de détection du système. En effet, la couleur restituée par le capteur dépend du spectre d'émission de la ou des sources lumineuses (non maîtrisable dans le cadre de ces travaux), des pigments colorés de la mire, de la courbe de sensibilité du capteur aux différentes longueurs d'ondes. La transformation du signal primaire RGB en teinte produit une information angulaire. Pour obtenir une image de teinte contrastée, il est préférable de choisir des couleurs de telle façon à ce que leur

valeur de teinte soit séparée d'un angle de 180°. De plus, si les couleurs choisies correspondent aux plages de sensibilité maximales du capteur, les images seront d'autant plus contrastées.

En réponse à la troisième, on répond par la négative. En effet, les tests réalisés dans le cadre de cette étude ont démontré que la projection de la composante achromatique dans un plan de teinte génère une information très bruitée rendant ces zones inexploitable. Seule la composante colorée est exploitable pour la détection d'intrus. Si l'intrus possède une teinte identique ou une valeur angulaire de teinte inférieure à la composante colorée de la mire, il ne sera pas vu. C'est inacceptable pour un système de sécurité.

En réponse à la quatrième et dernière question, l'information de teinte permet de mettre en œuvre des moyens de traitement relativement simples (peu coûteux en puissance de calcul). L'obtention de l'information de teinte nécessite néanmoins la mise en œuvre d'une chaîne d'acquisition coûteuse. Le prix d'un capteur couleur par rapport à un capteur monochrome se situe dans un rapport deux. La transformation de l'information RGB par un modèle de type HSV, HSI, LHC ou HSL a également un coût. Ce coût se traduit par des temps de calcul, parfois non négligeables pour certaines transformations ou par de l'espace mémoire.

Le traitement d'une information couleur associé à un algorithme de cartographie par analyse globale ne permet pas d'étendre la plage d'utilisation comparativement à des algorithmes un peu plus complexes, tels que l'analyse structurelle, appliqués à des images de luminance. En effet, les ombres très marquées ou des zones de sur éclairement trop prononcé génèrent des sur-détections. De plus, l'information de teinte interdit l'utilisation de composantes achromatiques, ce qui n'est pas le cas du traitement des images de luminance.

Le tableau 8 donné ci-dessous résume le résultat de ce comparatif.

Méthode	Information traitée	Sensibilité aux ombres	Sensibilité aux sur éclairements	Sensibilité au bruit
Cartographie globale	Couleur : teinte	Très bonne immunité. Toutefois les ombres trop marquées engendrent une instabilité de la teinte.	Très bonne immunité si on n'approche pas la saturation.	La teinte est relativement robuste au bruit sauf pour les couleurs proches de l'axe achromatique.
Cartographie locale	Luminance	Bonne immunité sauf pour les fenêtres d'analyse englobant les transitions induites par les zones d'ombre.	Bonne immunité si le sur éclairement ne produit pas un phénomène de débordement trop important (perte du motif).	Bonne robustesse face au bruit.
Analyse structurelle	Luminance	Bonne immunité. Les ombres trop marquées créent des contours parasites.	Bonne immunité si le sur éclairement ne produit pas un phénomène de débordement trop important (perte du motif).	L'opérateur de contour est très sensible au bruit.

Tableau 8 : synthèse de différentes méthodes de traitement d'images

L'exploitation de l'information couleur, pour la détection d'intrus dans une zone à risque matérialisée par une mire contrastée périodique, reste délicate à mettre en œuvre et nécessite des moyens d'acquisition et de mise en forme des signaux coûteux sans pour autant apporter de nette amélioration par rapport à l'exploitation de méthodes structurelles appliquée à des images de luminance. Elle permet une exploitation par des traitements simples mais nécessite un coût pour la conversion de l'information RGB en une information de teinte.

6 Discussions, perspectives

L'objectif des travaux présentés dans ce document consistait à définir les grandes familles de traitement d'images permettant de détecter toute intrusion ou présence dans une zone par la disparition ou la modification d'une propriété caractéristique d'une texture connue (mire).

Afin de surmonter cette difficulté, la nécessité de matérialiser la zone à protéger par une mire au sol contrastée périodique est à ce jour admise par les principaux industriels qu'ils soient concepteurs ou utilisateurs.

A partir de cette hypothèse, nous avons dans un premier temps recherché, parmi les différentes les méthodes de seuillage, celles qui répondaient les mieux à notre problématique.

Ensuite nous avons identifié, de façon aussi exhaustive que possible, les différents descripteurs permettant de signer, sur des images monochromes et sur des images couleurs, les primitives d'une mire contrastée périodique,

Enfin, l'identification des descripteurs permettant de séparer au mieux les deux populations d'images (avec et sans obturation) a été effectuée par la mise en œuvre de méthodes d'analyse de données (analyse en composantes principales et analyse discriminante).

Cette étude a permis de montrer que les méthodes de seuillage globales, et dans une moindre mesure les méthodes locales sur la luminance, sont inutilisables pour la détection d'intrusion de personnes dans une zone protégée du fait de leur forte sensibilité aux perturbations lumineuses. De même, les algorithmes de détection basés sur la luminance sont peu pertinents car ils sont fortement dépendants des variations d'éclairage.

Par contre, les méthodes de seuillage dites « adaptatives » qui prennent en compte la structure de la mire sur la luminance sont celles qui possèdent la meilleure robustesse par rapport aux variations de luminance.

Du point de vue des algorithmes de détection, ceux basés sur la structure (contours) contribuent de façon significative à l'amélioration de la robustesse de la détection vis-à-vis des perturbations lumineuses. Ils permettent donc d'assurer la fonction de détection (disponibilité) dans des conditions d'éclairage acceptable (80 à 400 lux).

De même, les informations de couleurs, et plus particulièrement la teinte, stabilisent l'information à traiter. Elles ne permettent toutefois pas d'étendre la plage de fonctionnement par rapport aux informations de structure. En effet, les ombres très marquées ou des zones de sur-éclairage trop prononcé génèrent des sur-détections. Enfin, elles nécessitent une chaîne d'acquisition plus coûteuse qu'en monochrome.

Toutefois, dans le domaine des rayonnements lumineux, et notamment dans la bande de fréquence exploitée par les systèmes de vision industriels (champ visible), l'Homme n'émet pas de rayonnement caractéristique. De ce fait, on exploite son aptitude à perturber le champ de détection, aptitude que possèdent également la plupart des objets présents dans son environnement.

En conséquence, pour s'affranchir des perturbations lumineuses du domaine du visible et travailler en champ libre deux voies sont envisageables :

- traiter de l'information issue de la bande infrarouge par mise en œuvre de capteur infrarouge non refroidi [36],
- traiter une information tridimensionnelle [37].

Les contraintes de coût associées aux fortes exigences de sécurité ne favorisent pas encore l'utilisation de techniques sophistiquées (imagerie 3D et/ou infrarouge par exemple) qui pourraient pallier la non-pertinence des informations délivrées par la partie capteur d'un système de vision classique. En conséquence, il est vraisemblable que les premiers systèmes de détection de personnes par vision mis sur le marché ne permettront pas encore une réelle discrimination « Homme/Objet ».

Enfin, étant donné qu'aucun domaine de fréquence pris isolément ne peut constituer à lui seul un discriminant du corps humain, nous jugeons que d'autres voies méritent également être explorées comme l'approche multicapteurs associée aux techniques de "fusion de données" [38].

7 Bibliographie

- [1] Jollion J. M. , Basille J.L., Garbay C., Herault J., Mériqot A., Odet C., Pissaloux E., Postaire J. G. Thorpe S.- « *Les systèmes de vision* », Edition HERMES, ISBN 2-7462-0185-2, 2000, 367 p.
- [2] Marr D. - « *Vision* » W. H. Freeman, San Francisco, USA, 1982.
- [3] Pitas I. - « *Digital Image Processing Algorithms and Applications* » John Wiley & Sons, ISBN 0 471-37739-2, 2000, 419 p.
- [4] Wailly T. - « *L'irrésistible ascension de la vision industrielle* » - J'Automatise N°16, mai-juin 2001, pp.10-13.
- [5] Billingslay J. - « *Mechatronics and Machine Vision* » Research studies Press LTD., England, 2000, ISBN 0 86380 261 3 – 370 p.
- [6] Laurgeau C., Parent M. - « *Les machines de vision en productique* » ETA, France, 1985, ISBN 2 905784 00 8, 271 p.
- [7] Ciccotelli J. - «*Vers de machines et systèmes plus sûrs – Quelques perspectives de recherches et de développement*» - INRS, Paris, CND n° 166, 1997, pp. 189-200.
- [8] Reinert D., Bömer T. «*Modern Sensors as Protective Devices for the Safety of Machinery*» - Third EUROLAB symposium, 5-7 June 1996, Berlin, pp. 215-224.
- [9] Motamed C. - « *Application de la vision artificielle à la sécurité en robotique* » Thèse de doctorat de l'Université Technologique de Compiègne, 1992, 152 p.
- [10] Abdallah A., Motamed C., Schmitt A. - « *New approach for a vision based safety device in uncontrolled robotics environments* » SPIE vol. n°2511, 1995, pp.174-181.
- [11] Harvey D. N. - « *Intelligent image processing for machine operator safety* » SPIE vol n°2298, 1994, pp. 286-289.
- [12] Directive 98/37/CE du 22 juin 1998. - « *Rapprochement des législations des états membres relatives aux machines* » (JO-CE n° L 207) du 23/07/98 – 46 p.
- [13] EN/CEI 61496-1. Mars 1997. - "*Sécurité des machines. Equipement de protection électrosensibles – Partie 1 : Prescriptions générales et essais*" – CENELEC, 96 p.
- [14] Japan Manufacturing Federation (JMF) - «*Development for the international Standards in the field of Safety of Machinery – A vision-based protective device* », , 10/2001, 36 p.
- [15] Reinert D., Ulmann S., Hauke M., Herpers R., Bunzemeier A., Graziola F. Kohler R. - « *Non contact protective device for finger detection on circular saws* » - Proceedings of the 3nd International conference Safety of Industrial Automated Systems, Nancy, France, 2003, pp. 7.31-7.33.
- [16] Ghibaud G. - « *Safety Video Detector, secured camera detection system and method for mechanical system control* » - Proceedings of the 2nd International conference Safety of Industrial Automated Systems, Bonn, Germany, 2001, pp. 289-295.

- [17] J. Marsot, J. P. Buchweiller, J. Ciccotelli - "*Détection de personnes en zone dangereuse : Apports et difficultés de la vision industrielle*" – CND 188, INRS, Paris, 2002, pp. 37-42.
- [18] Paris J.P. - «*Sécurité d'accès active à un robot par système de vision*» - Journées techniques sur les dispositifs électroniques sensibles, INRS, 13-14 juin 1990, tome 2, pp. 17-32.
- [19] Chen C., Palvidis T. - "*Segmentation by texture using correlation*" IEEE Transaction on Pattern analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI 5, N°1, 1983.
- [20] Cross G. R., Jain Markov A. K. - "*Random field texture models*", IEEE Congress on Pattern recognition and Image Processing, Dallas, p 597-602, August 1981.
- [21] Davies H. - "*Texture analysis using generalized co-occurrence matrices*", IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, Vol. PAMI 1, N°3, p 251-250, July 1979.
- [22] Gagalowicz A. - «*Vers un modèle de texture*». Thèse d'Etat ès Sciences, Paris VI, Mai 1983.
- [23] Haralick R. M., Shanmugan K., Dinstein I. - "*Textural features for image classification*", IEEE Transactions on systems, Man and cybernetics, Vol. SMC-3, N°6, November 73.
- [24] Ma S. - «*Modélisation et synthèse de texture : application à l'infographie*», Thèse d'Etat ès Sciences mathématiques, Université Pierre et Marie CURIE, Paris VI, Juin 1986.
- [25] Pratt W. K., Faugeras O. D., Gagalowicz A. - "*Visual discrimination of stochastic texture fields*", IEEE Transaction on Systems Man and Cybernetics, Vol. SMC-8, N°11, November 1978,
- [26] Unser M. - «*Description statistique des textures : application à l'inspection automatique*», Thèse de doctorat, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1984,.
- [27] Galloway M.M. - "*Texture analysis using gray level run lengths*", Computer Graphics and image Processing, Vol. 4, p 172-179, 1975.
- [28] Pernick B.J. - "*Surface roughness measurements with an optical Fourier spectrum analyzer*", Application on Optic, Vol. 18, p 796-801, 1979.
- [29] Gorecki G. - "*Optical classification of machined metal surfaces by Fourier spectrum sampling*", Wear, N°137, p 287-298, 1990.
- [30] Dubuf J. M. H., Kardan M., Barnard K. - "*Texture feature performance for image segmentation*", Pattern Recognition, 23 (3/4), 1990, pp. 291-309.
- [31] Demarty C. H. - "*Segmentation et Structuration d'un Document video pour la caractérisation et l'Indexation de son Contenu Sémantique*", Thèse doctorale, CMM, Ecole des Mines de Paris, 2000.
- [32] Lozano V. - «*Contribution de l'analyse d'images couleur au traitement des images textile*». Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, janvier 1998.
- [33] Orteu J. J. - «*Application de la vision par ordinateur à l'automatisation de l'abattage dans les mines*». Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse.

- [34] Savoji M. H., Burge R. E. - "Note on different methods based on the Karhunen-Loeve expansion and used in image analysis". Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 29 :259–269, 1985.
- [35] Vandebroucke N. - "Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans les espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'images de football." Thèse de doctorat, Université des sciences et technologies de lille1, Décembre 2000.
- [36] Chatard P., Zhang X., Mottin E., Tissot J.L. - "ICAR: Infrared Camera for cAR - a EURIMUS - Project for Driver Vision Enhancement" Advanced Microsystems for Automotive Applications 2002, ISBN 3-540-43232-9, 5 p.
- [37] Xuming L. - "Experimental investigation of Photonoc Mixer Device and development of TOF 3D ranging systems based on PMD technology". Thèse de doctorat de l'Université de Siegen, 11/2001, 136 p.
- [38] Waltz E., Llinas J. - « Multisensors data fusion » - Ed. Artech House Inc., 1990, 464 p.

8 Liste des tableaux

Tableau 1 : principales perturbations environnementales et leurs conséquences.....	12
Tableau 2 : illustration des effets des perturbations environnementales	13
Tableau 3 : illustration des traitements et résultats associés.....	17
Tableau 4 : liste des descripteurs analysés	34
Tableau 5 : coefficients de corrélation entre la luminance et les composantes couleurs.....	42
Tableau 6 : étape 1- prise de référence	43
Tableau 7 : étape 2 - exploitation de la base d'image	44
Tableau 8 : synthèse de différentes méthodes de traitement d'images.....	70

9 Liste des figures

Figure 1 : décomposition simplifiée d'un dispositif de détection par vision	6
Figure 2 : chaîne des événements conduisant à l'accident.....	7
Figure 3 : système développé par le JMF basé sur l'utilisation d'une mire de référence	9
Figure 4 : illustration du fonctionnement du deuxième système.....	10
Figure 5 : Safety Video Detector (avec l'autorisation de la Société CNIM).....	10
Figure 6 : illustration d'une disparition de texture suite à l'intrusion d'une personne	11
Figure 7 : exemple de texture de mires contrastées périodiques.....	12
Figure 8 : information de contour (a), et information de région (b) d'une image	13
Figure 9 : variabilité de la base d'images	15
Figure 10 : cas extrêmes de la base d'images	16
Figure 11 : illustration de la méthodologie suivie pour le traitement des images.....	16
Figure 12 : résultats de l'analyse factorielle	19

Figure 13 : illustration de la variabilité des classes avec et sans intrusion pour chacune des méthodes de seuillage (boîtes à moustaches)	19
Figure 14 : temps de calcul mesuré à partir de MATLAB 6.5 (PC, Pentium IV 1.8 Ghz)	20
Figure 15 : complexité algorithmique (pire cas) de quelques méthodes de seuillage	21
Figure 16 : montage expérimental	22
Figure 17 : illustration de la notion de "point de contour"	24
Figure 18 : illustration de la notion de "zone de contour"	24
Figure 19 : image avec "rognage" des contours au centre et sur les bords	25
Figure 20 : image "floue"	25
Figure 21 : signature "théorique" des contours en coordonnées polaires	26
Figure 22 : illustration de calcul du coefficient de corrélation.....	29
Figure 23 : (a) image d'une mire, (b) spectre de Fourier de l'image (a), (c) insertion d'un objet noir dans la mire, (d) spectre de Fourier de l'image (c).....	30
Figure 24 : (a)(c)(e) insertion d'un objet noir dans l'image d'une mire, (b)(d)(f) spectre de Fourier des images (a)(c) et (e) respectivement.....	31
Figure 25 : interprétation du spectre de Fourier	31
Figure 26 : granulométrie en niveaux de gris d'une mire sans obturation.	32
Figure 27 : granulométrie en niveaux de gris d'une image théorique d'une mire avec obturation.....	32
Figure 28 : granulométrie en niveaux de gris d'une image réelle d'une mire prise avec obturation.....	33
Figure 29 : diagramme de Pareto du % de variance expliqué par chaque composante	35
Figure 30 : cercle des corrélations de l'analyse en composantes principales.....	35
Figure 31 : résultats de l'algorithme par disparition de segments	36
Figure 32 : familles de système de représentation de la couleur	39
Figure 33 : mires utilisées pour construire les bases d'images.....	40
Figure 34 : exemple d'image test pour l'établissement des liens entre les composantes couleurs et la luminance.	41
Figure 35 : lien entre les composantes des modèles couleurs RGB et la luminance.....	41
Figure 36 : variance exprimée par les axes de l'analyse en composantes principales sur la base n°144	
Figure 37 : cercle des corrélations issu de l'analyse en composantes principales sur la base n°1	45
Figure 38 : résultat du traitement d'une image de la base n° 2.....	46
Figure 39 : image avec intrusion.....	47
Figure 40 : résultat du traitement d'une image de la base n° 2.....	48
Figure 41 : exemples de résultats du traitement de l'ensemble des images de la base n° 2 pour les système LHC et RGB.....	49
Figure 42 : représentation de la séparation des classes (avec intrusion, sans intrusion) pour les images de la base n° 2	50
Figure 43 : représentation de la séparation des classes (avec intrusion, sans intrusion) pour les images de la base n° 3	51
Figure 44 : traitement d'une image avec un obturateur achromatique	52
Figure 45 : exemples de séparations des classes sans/avec intrusion pour les images de la base n°2. Cas d'un obturateur achromatique.	53

Figure 46 : représentation de la séparation des classes avec intrusion et sans intrusion pour les images de la base n° 2. Cas spécifique d'un obturateur achromatique.	53
Figure 47 : méthode permettant d'estimer le niveau d'éclairement d'un pixel d'une image de gris.....	54
Figure 48 : représentation angulaire de la teinte	55
Figure 49 : image RGB et sa transformation en une information de teinte.....	56
Figure 50 : illustration de la sensibilité des composantes de teinte aux faibles variations pour les composantes achromatiques.	56
Figure 51 : évolution de la teinte en fonction de variations sur les signaux R, G et B.....	57
Figure 52 : exemples de séparations des classes sans/avec intrusion pour les images de la base n° 4.	58
Figure 53 : cas d'un obturateur vert pour une mire composée d'une composante colorée et d'une composante achromatique.....	58
Figure 54 : résultats de l'application de la méthode de cartographie avec seuil global sur les images de luminance de la base n° 2.....	59
Figure 55 : résultats de l'application de la méthode de cartographie avec seuil global sur les images de teinte de la base n° 2	60
Figure 56 : résultats de l'application de la méthode de cartographie avec seuil global sur les images de teinte de la base n° 3	61
Figure 57 : résultats de l'application de la méthode cartographie avec seuillage global sur les images de teinte de la base n° 2.	62
Figure 58 : résultats de l'application de la méthode de cartographie par fenêtrage sur les images de luminance de la base n° 2.....	62
Figure 59 : résultats de l'application de la méthode de cartographie sur les images de luminance. ...	63
Figure 60 : image binaire de référence	64
Figure 61 : illustration du traitement d'un cas par la méthode de cartographie locale.	64
Figure 62 : illustration du traitement d'un second cas par la méthode de cartographie locale.	65
Figure 63 : exemples d'images générant des cas de sur-détection avec la méthode cartographie locale.....	66
Figure 64 : résultats de l'application de la méthode structurale sur les images de luminance	67
Figure 65 : résultats de l'application de la méthode structurale sur les images de luminance	67
Figure 66 : résultats de l'application de la méthode structurale sur les images de luminance.....	68
Figure 67 images des contours détectés	69

Annexes

10 ANNEXE I : Méthodes de seuillage

10.1 La méthode Isodata

Principe :

Cette méthode permet de trouver un seuil en séparant de façon itérative l'histogramme en deux classes avec la connaissance à priori des valeurs associées à chaque classe.

Algorithme :

On détermine l'intervalle [min, max] des valeurs non nulles de l'histogramme. Ensuite, on fait une estimation des valeurs moyennes initiales en divisant l'intervalle en deux parties équidistantes et en prenant **m1** et **m2** comme la moyenne arithmétique de chaque classe si la densité de probabilité était uniforme. A chaque itération on calcule le seuil **T** en prenant l'entier le plus proche de la moyenne des deux moyennes. Puis, on met à jour les moyennes en calculant la moyenne statistique pour chaque classe :

$$T = \frac{m1 + m2}{2} \quad m1 = \frac{\sum_{j=\min}^T j * h(j)}{\sum_{j=\min}^T h(j)} \quad m2 = \frac{\sum_{j=T+1}^{\max} j * h(j)}{\sum_{j=T+1}^{\max} h(j)}$$

On recalcule les seuils et moyennes jusqu'à ce qu'il n'y ait plus aucun changement, moment où l'algorithme converge.

10.2 La méthode d'Otsu

Principe :

Cette méthode permet de trouver un seuil en maximisant la séparabilité entre deux classes. Soit par minimisation de la variance intra-classe **W** ou par maximisation de la variance inter-classe **B** (**W** + **B** = cst)

Algorithme :

Pour chaque seuil **T** possible, on détermine la moyenne pour chacune des deux classes et la probabilité qu'un point de l'image lui appartienne:

$$P0 = \sum_{i=1}^T p(i) \quad P1 = \sum_{i=T+1}^{256} p(i)$$

$$\mu0 = \sum_{i=1}^T i * p(i) \quad \mu1 = \sum_{i=T+1}^{256} i * p(i)$$

Puis, on détermine la variance entre ces deux classes en faisant :

$$\sigma^2 = P_0(\mu_0 - \mu)^2 + P_1(\mu_1 - \mu)^2$$

Notons qu'il faut calculer une variance pour chaque seuil. Finalement on calcule le seuil T_{opt} pour lequel la variance inter-classe est maximale:

$$\sigma^2(T_{opt}) = \max_{T=1..256} \left\{ \sigma^2(T) \right\}$$

10.3 La méthode de Kittler

Principe :

Cette méthode ressemble à la méthode de Otsu. La différence réside dans le critère de recherche du seuil. Dans Otsu, on cherche à optimiser la variance inter-classe. Kittler définit le critère d'optimisation suivant :

$$J(T) = P_0 \times \log\left(\frac{\sigma_0(T)}{P_0}\right) + P_1 \times \log\left(\frac{\sigma_1(T)}{P_1}\right)$$

avec :

$$\begin{aligned} P_0 &= \sum_{i=1}^T p(i) & P_1 &= \sum_{i=T+1}^{256} p(i) \\ \mu_0 &= \sum_{i=1}^T i * p(i) & \mu_1 &= \sum_{i=T+1}^{256} i * p(i) \\ \sigma_0(T) &= \sum_{i=1}^T (i - \mu_0)^2 * p(i) & \sigma_1(T) &= \sum_{i=T+1}^{256} (i - \mu_1)^2 * p(i) \end{aligned}$$

10.4 Seuillage Entropique

Principe :

La méthode consiste à déterminer les seuils k de manière à maximiser l'entropie H résultant du découpage de l'histogramme h en plusieurs classes j de cardinal N_j . En effet, l'entropie mesure la quantité d'information portée par un groupe. Pour un nombre de seuils fixe, on veut que les classes résultantes portent le maximum d'information (i.e. rendre maximaux les "contrastes" entre classes).

Algorithme :

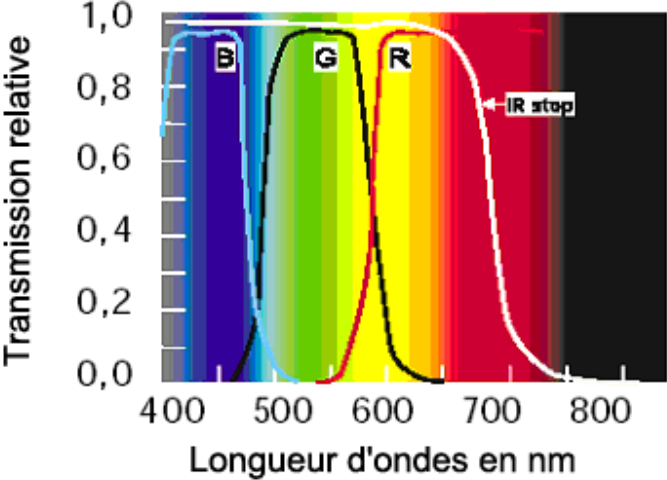
On définit l'entropie d'une classe par $H(C_j) = - \sum_{i=k_{j-1}+1}^{k_j} P(i/C_j) \ln(P(i/C_j))$ avec $P(i/C_j) = \frac{h(i)}{N_j}$

Pour un seuil unique, l'entropie de l'image s'écrit :

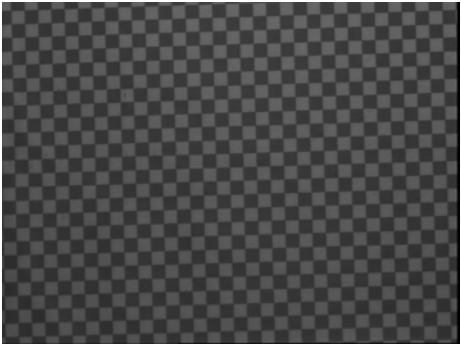
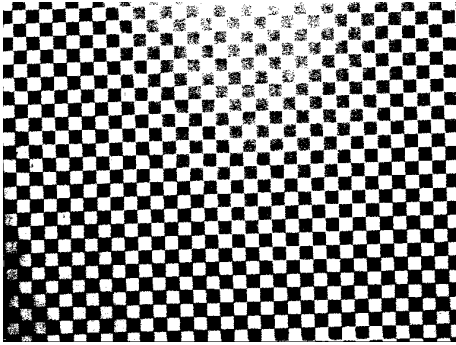

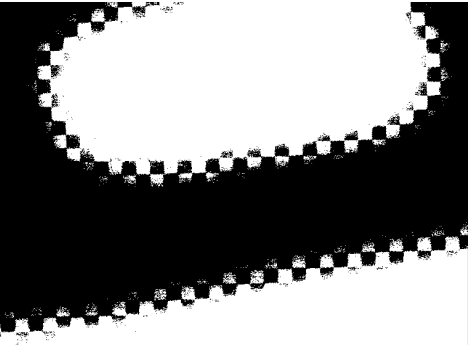

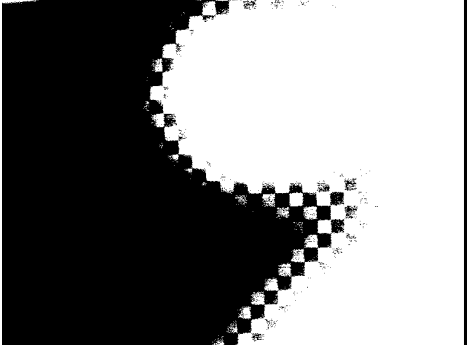
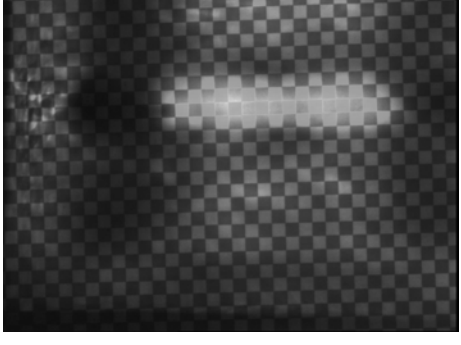
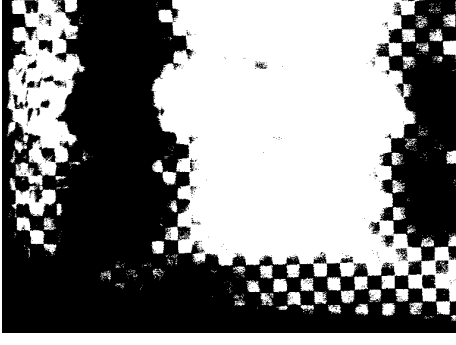
$$H(k) = - \frac{1}{N_1} \sum_{i=0}^k h(i) \ln[h(i)] - \frac{1}{N_2} \sum_{i=k+1}^{ng} h(i) \ln[h(i)] + \ln[N_1 N_2]$$

que l'on maximise pour trouver le seuil k optimal.

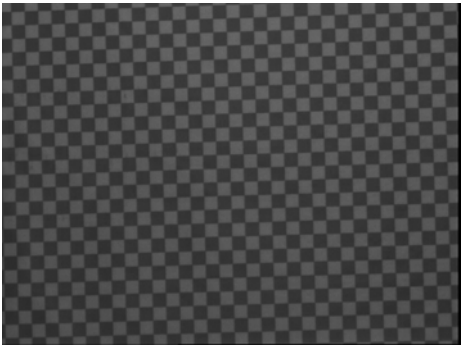
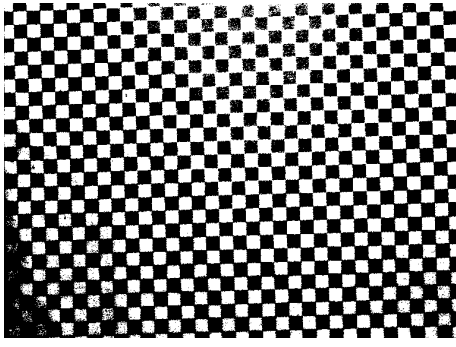

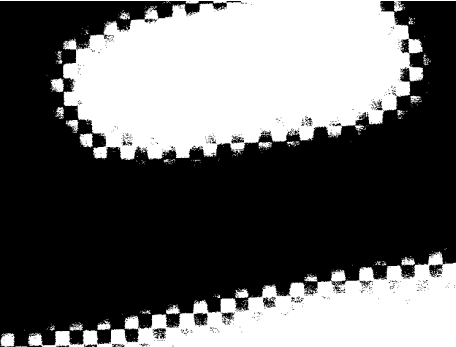

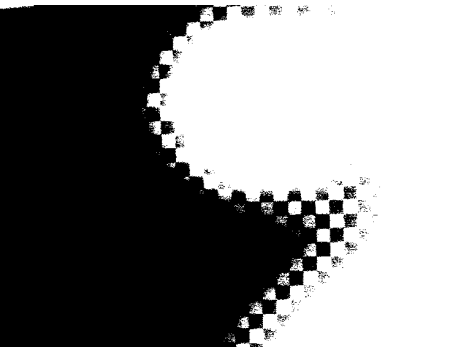
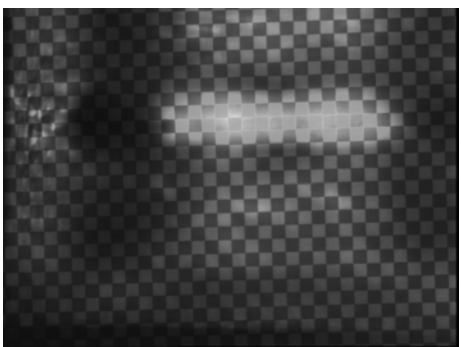

11 ANNEXE II : Conditions expérimentales

Élément de la chaîne d'acquisition	Caractéristiques techniques
Caméra	Type : CV-M90 3CCD RGB Color Camera Résolution : 752x582 pixels Spectre 
Optique	Zoom
Sources lumineuses	Lumière du jour Halogènes linéaires 500W, 2900°K, 9900 lm
Mire	Taille globale : 540 x 540 mm Taille d'un carré élémentaire : 15 x 15 mm Résolution d'un carré en pixels : 0.65 (H) x 0.625 (V) mm par pixel Champ couvert : 499 x 373 mm
Intrus	Disque de Ø 45 mm

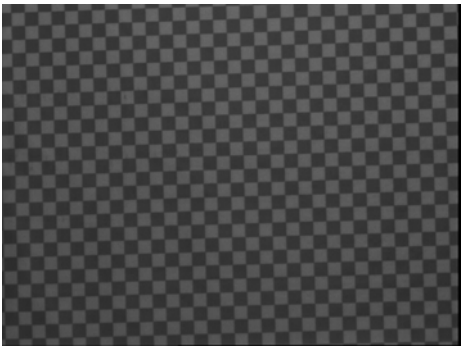
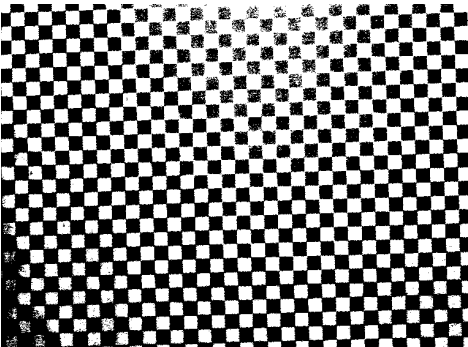
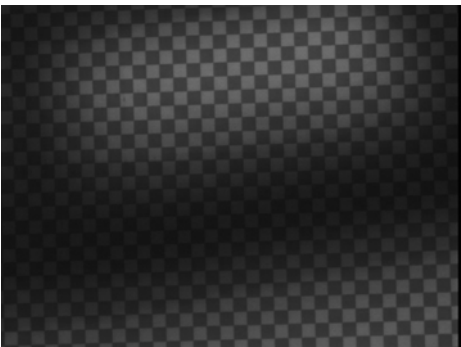
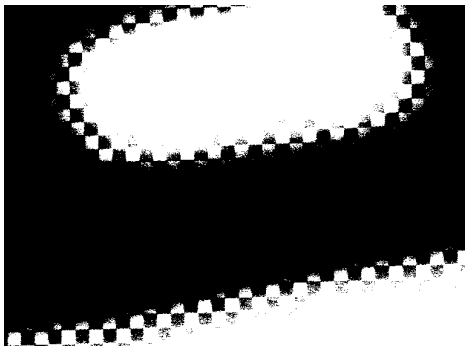

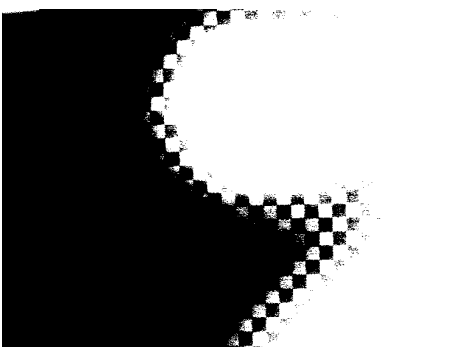
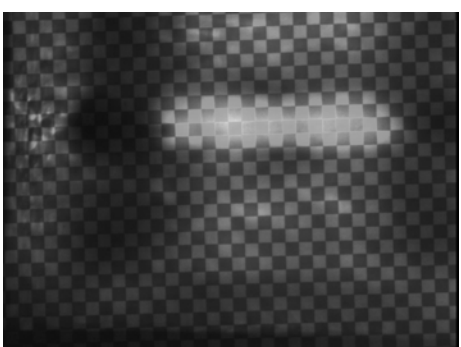
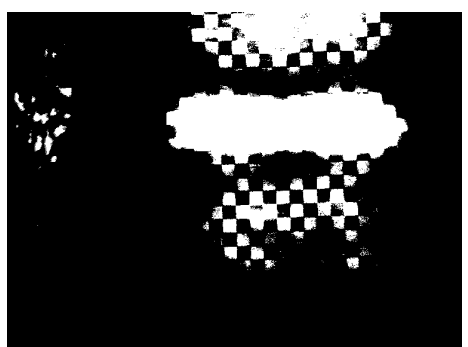
12 ANNEXE III : Exemples de Traitements des images.

Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (médiante des niveaux de gris)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

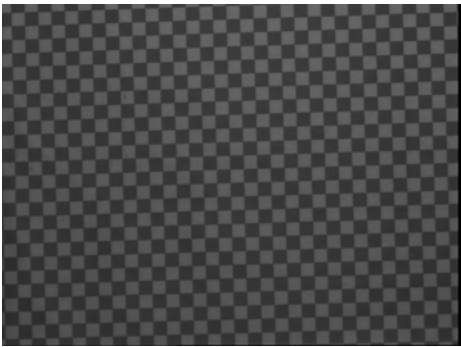
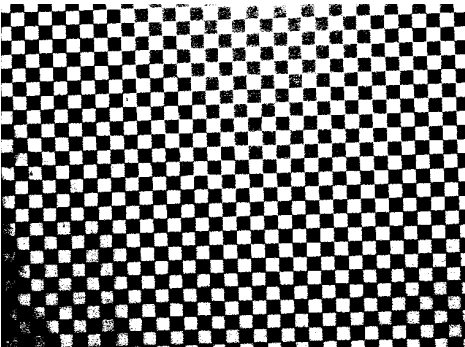
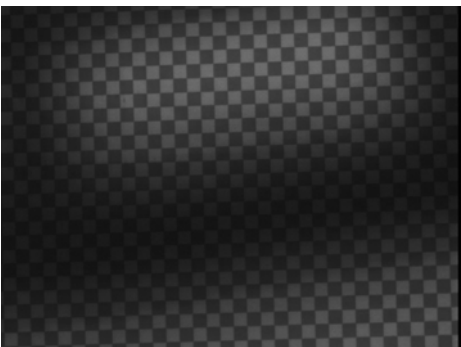
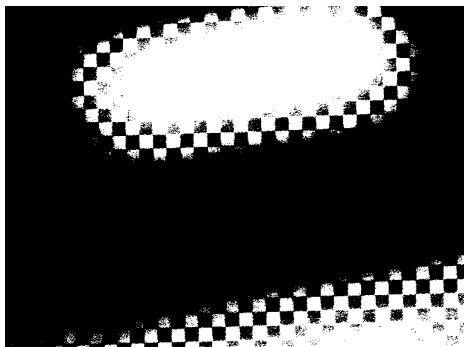

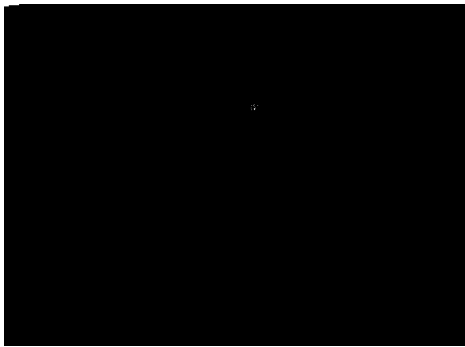
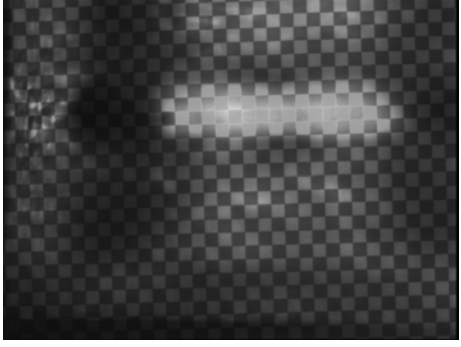

Exemple de traitement par une méthode de seuillage par la médiane des niveaux de gris

Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (Isodata)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

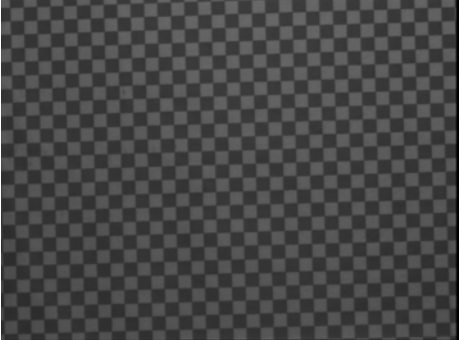
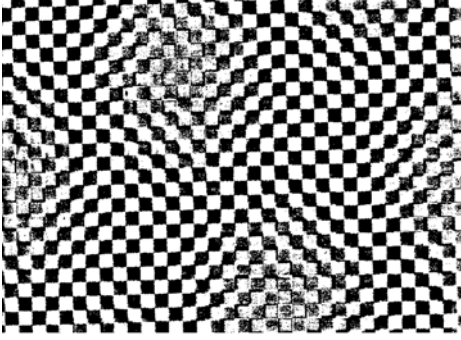
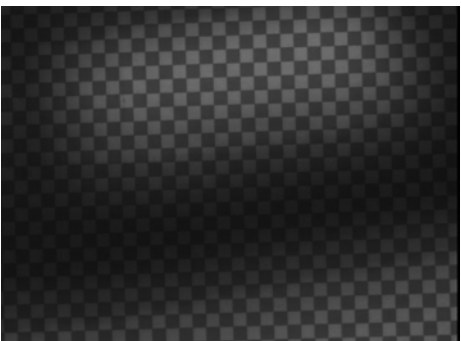
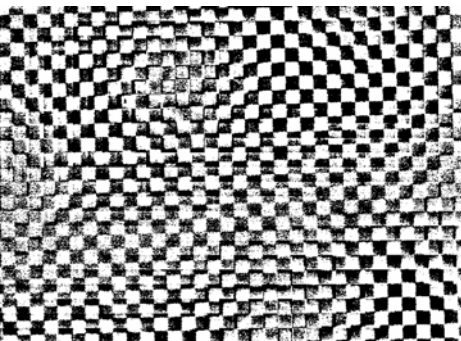
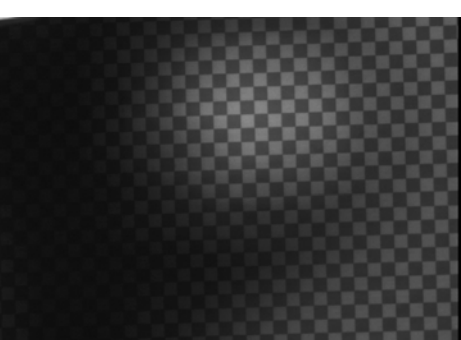
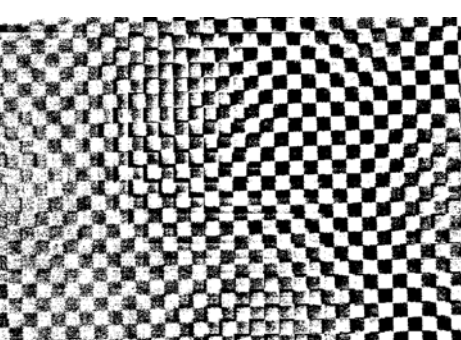
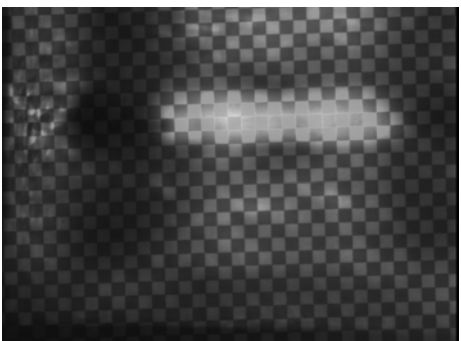
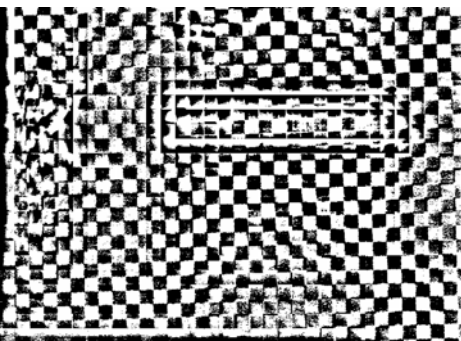
Exemple de traitement par une méthode de seuillage par la méthode Isodata

Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (Otsu)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

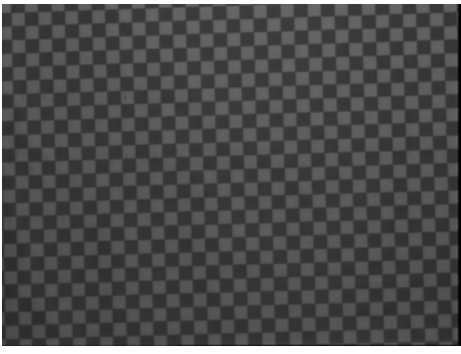
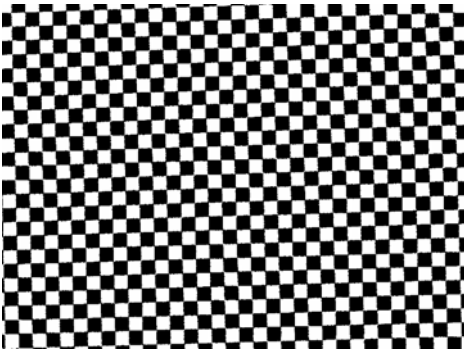

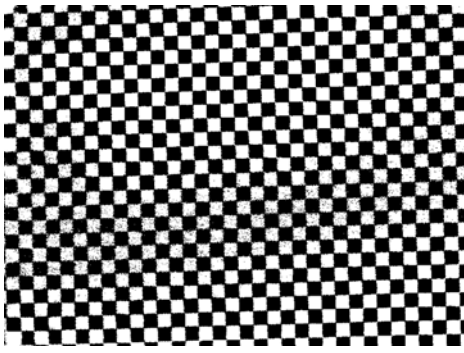
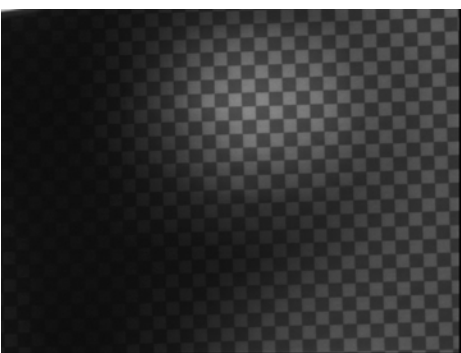
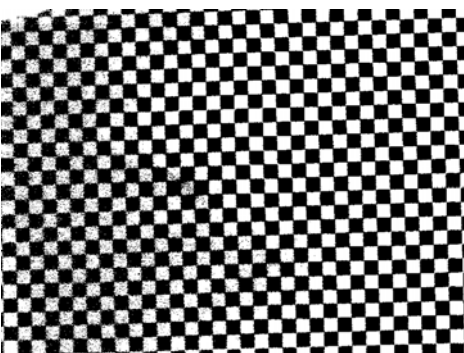
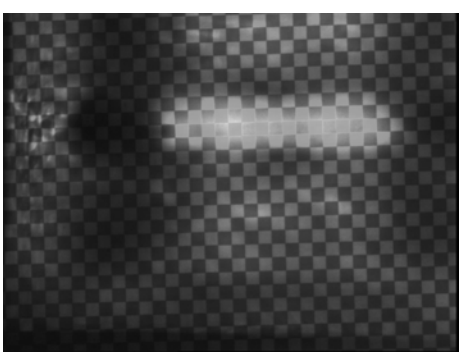
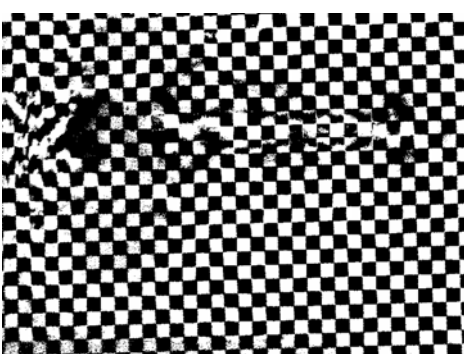
Exemple de traitement par une méthode de seuillage par la méthode d'Otsu

Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (Entropique)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

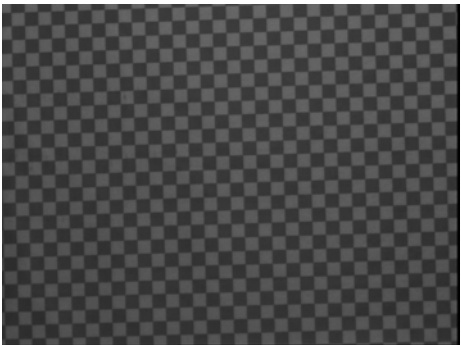
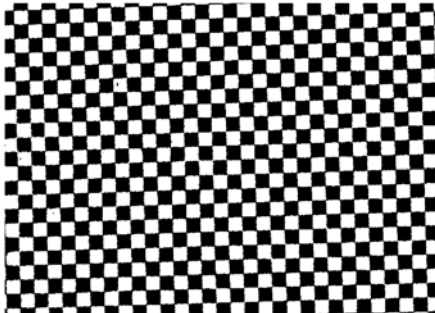

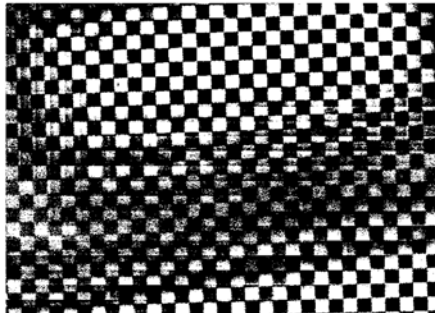

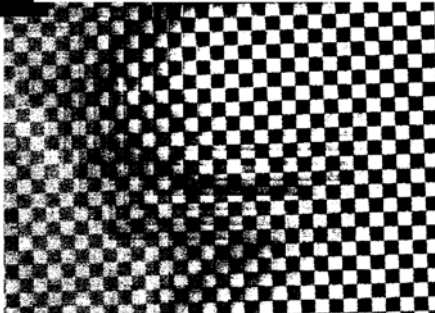
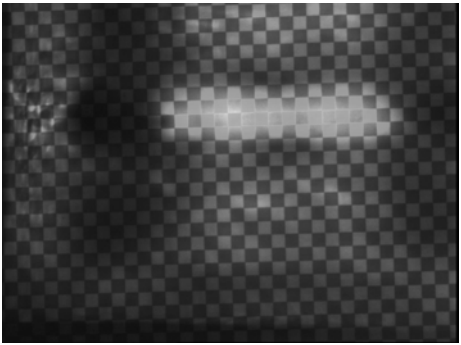
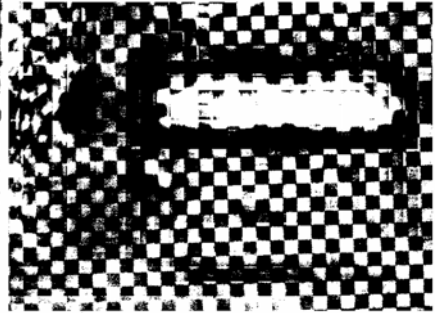
Exemple de traitement par une méthode de seuillage Entropique

Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (seuil local)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

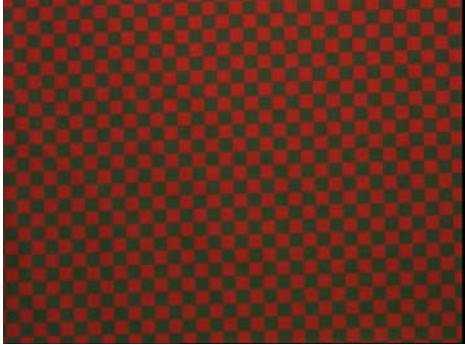
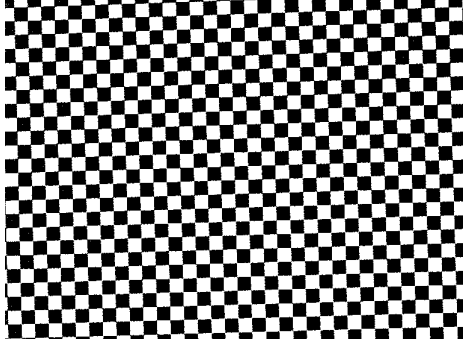

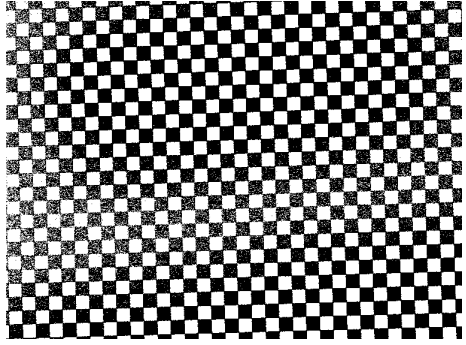

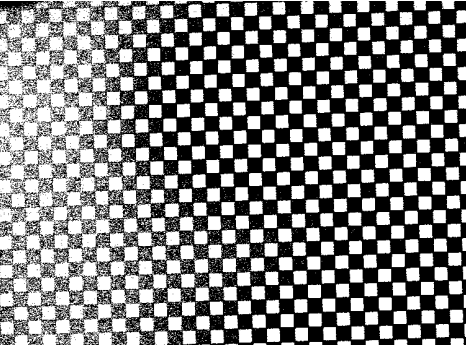
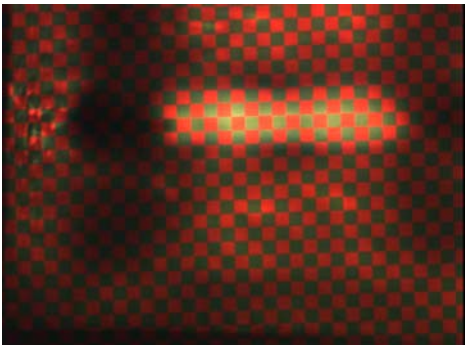
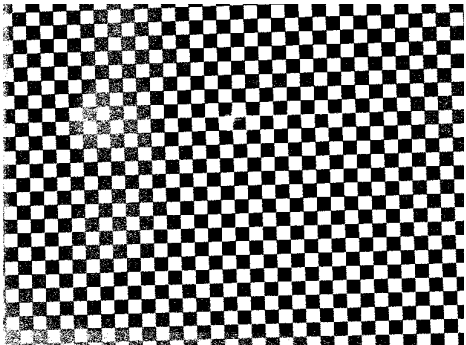
Exemple de traitement par une méthode de seuillage local

Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (seuil local)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

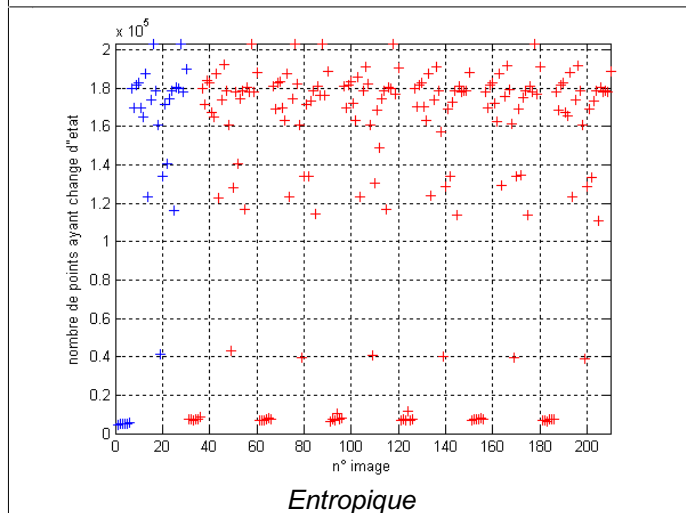
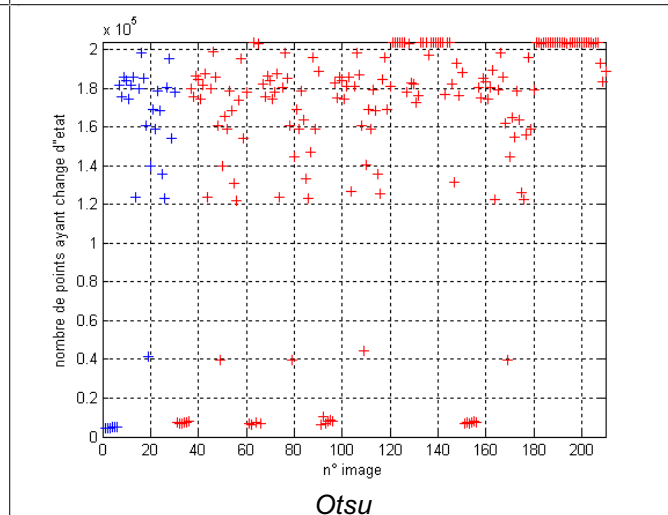
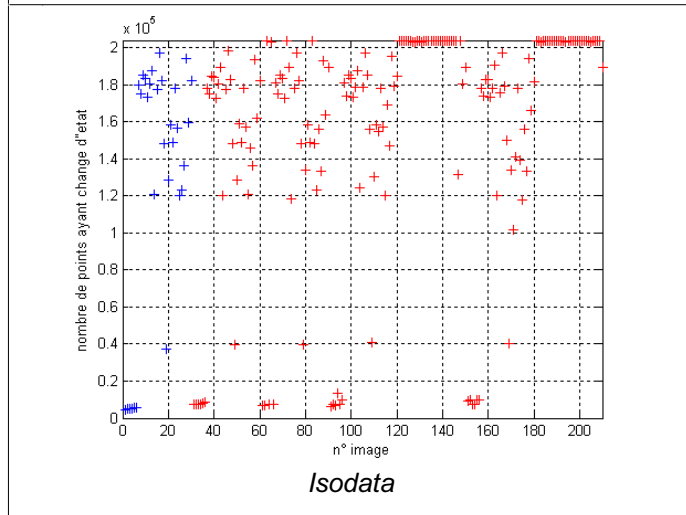
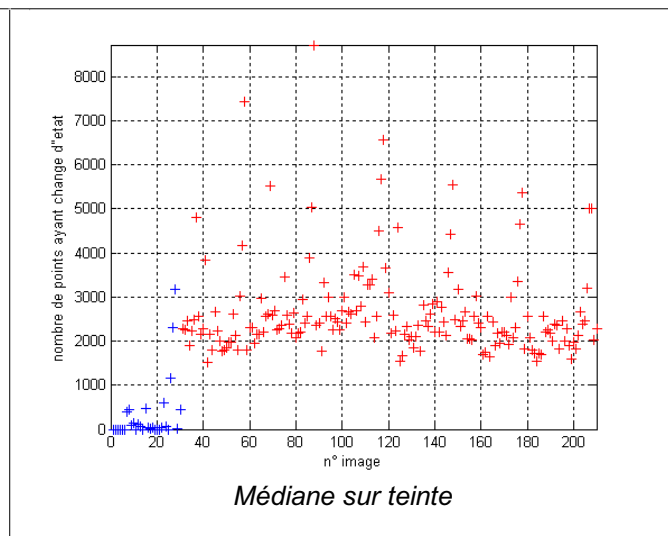
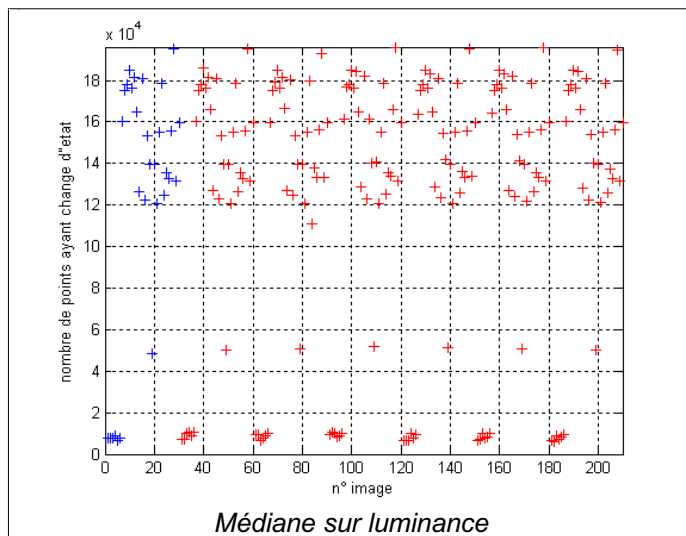
Exemple de traitement par une méthode de seuillage adaptatif (méthode structurelle)

Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (Isodata sur voisinage)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

Exemple de traitement par une méthode de seuillage adaptatif Isodata sur un voisinage (taille d'un motif élémentaire)

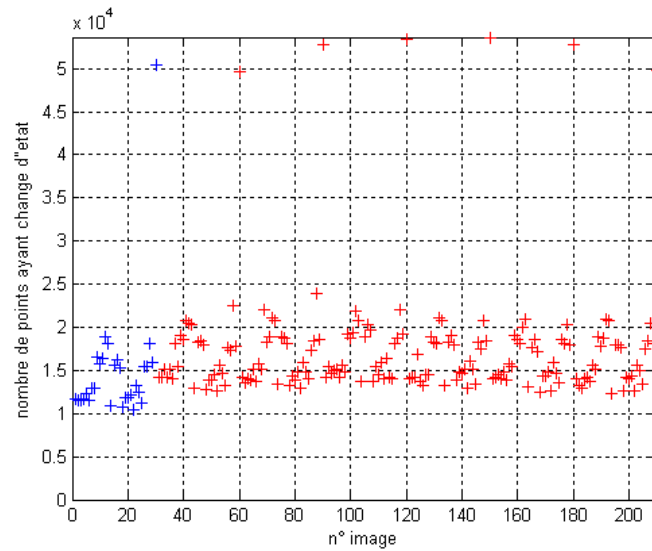
Image originale	Image seuillée (binaire)	Commentaires
		<p>Image originale en niveaux de gris</p>
		<p>Image binarisée (seuil global sur le niveau de teinte)</p>
		<p>Valeur absolue de la soustraction de l'image de référence et de l'image binaire</p>
		<p>Image des différences filtrée par une ouverture de taille 1</p>

Exemple de traitement par une méthode de seuillage global sur l'information de teinte



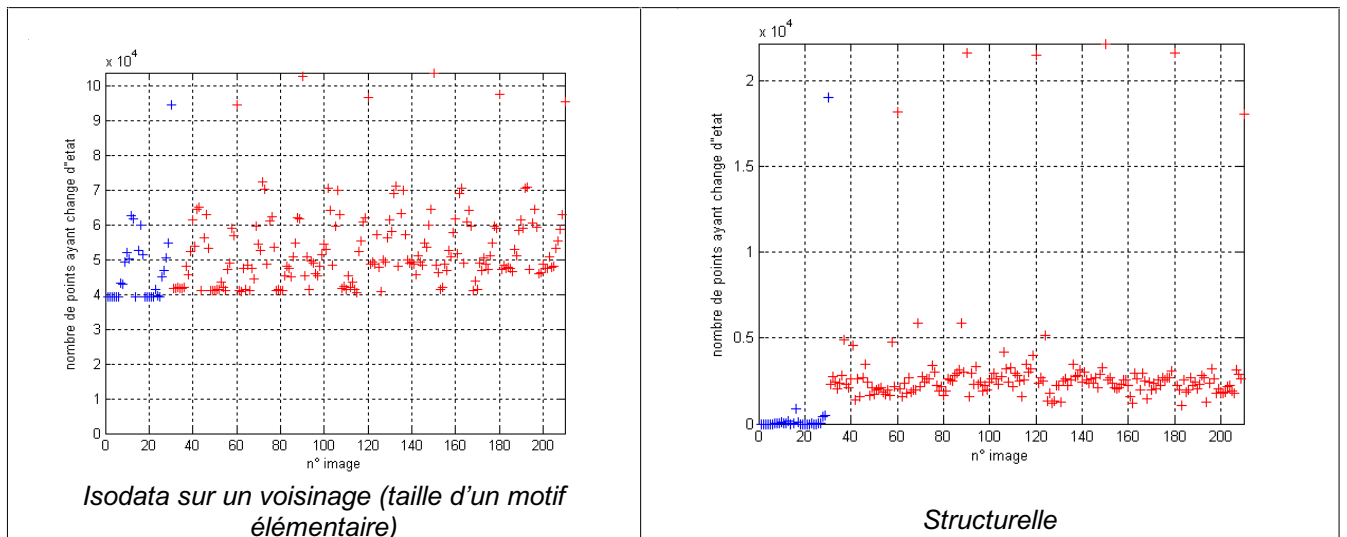
Nombre de pixel ayant changé d'état entre l'image de référence et l'image courante pour les méthodes de seuillage globales

Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.



Nombre de pixel ayant changé d'état entre l'image de référence et l'image courante pour les méthodes de seuillage locale (médiane sur luminance)

Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.



Isodata sur un voisinage (taille d'un motif élémentaire)

Structurelle

Nombre de pixel ayant changé d'état entre l'image de référence et l'image courante pour les méthodes de seuillage adaptatives

Les points bleus représentent les cas sans intrusion, les points rouges avec intrusion.

13 ANNEXE IV : Complexité algorithmique

Les opérations élémentaires considérées pour l'évaluation de la complexité des différents algorithmes sont :

- Le nombre de comparaison
- Le nombre d'affectation
- Le nombre d'opération (+, -, *, etc. ...)

Le coût d'un algorithme est le nombre d'opérations élémentaires nécessaire au traitement d'une donnée D (coût_AD). On peut calculer trois types de complexité :

- Dans le pire des cas : $O(D) = \max\{\text{coût}_A D, d \in \mathcal{D}\}$
- Dans le meilleur des cas $o(D) = \min\{\text{coût}_A D, d \in \mathcal{D}\}$
- Moyenne $\bar{o}(D) = \sum_{d \in D} p(d) \times \text{coût}_A(d)$

On s'intéresse généralement au cas le pire.

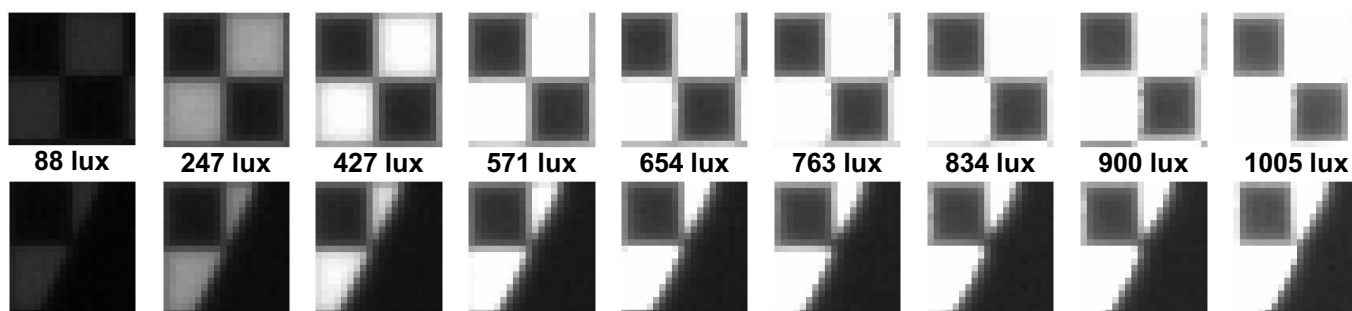
13.1 Calcul de la complexité dans les structures de contrôle :

- Test : **si A alors B sinon C** $O(A) + \max(O(B), O(C))$
- Boucles **for i=1 to n do Ai** somme($O(A(i))$) et si $O(Ai) = \text{cste}$ à $O(A)$ on a $n \times O(A)$
- Boucles imbriquées **for i=1 to n**
for j=1 to n
do Ai $n \times n \times O(A) = n^2 \times (O(A))$

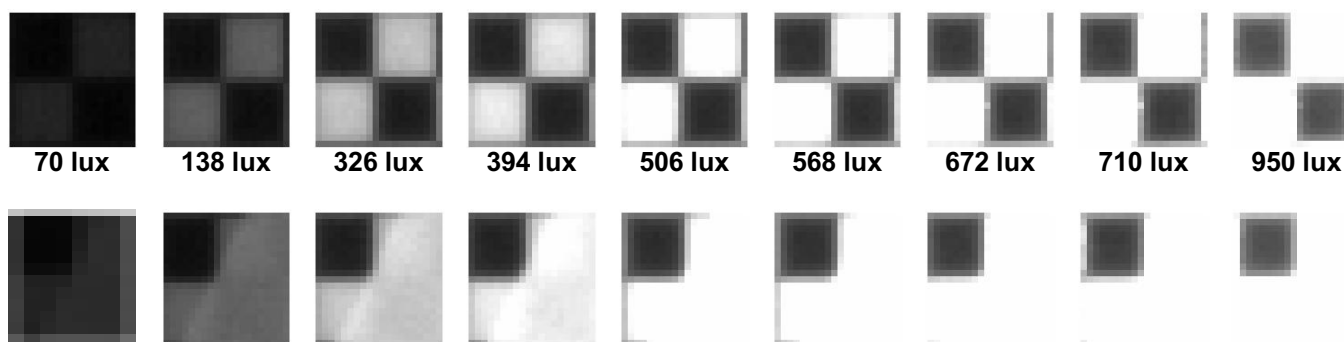
13.2 Echelle de comparaison des complexités :

- $O(\log(n))$
- $\log^2(n)$ à $O(\ln(n))$
- Les racines de n
- Les fonctions linéaires à $O(n)$
- Les logarithmes $O(n \log(n))$
- Les puissances $O(n^2)$ ou $O(n^3)$
- $O(n^k)$ pour $k > 3$
- Les fonctions de type a^n (avec $a = \text{constante}$)

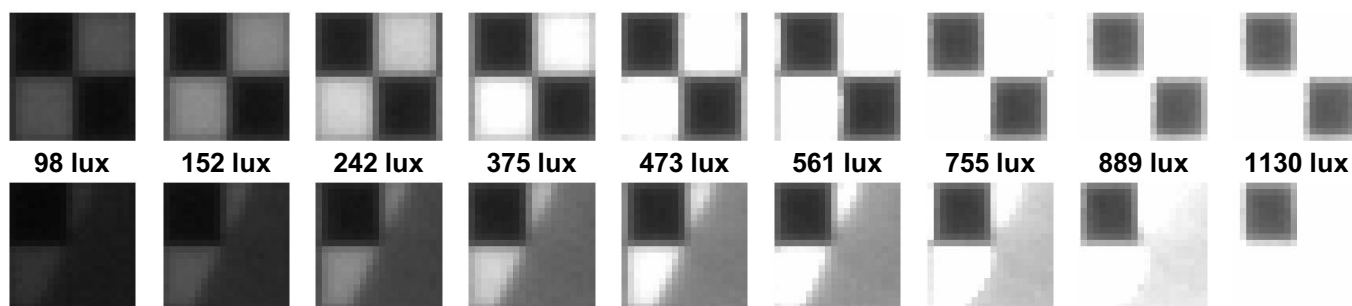
14 ANNEXE V : Base d'images monochromes



Différents éclairagements avec une obturation noire (lot n° 1)



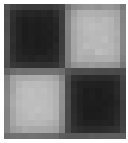

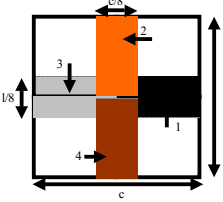
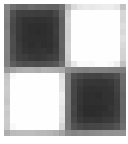

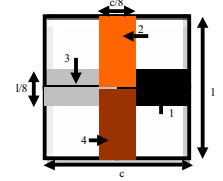
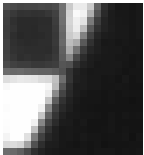
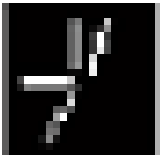
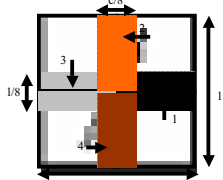
Différents éclairagements avec une obturation blanche (lot n° 2)



Différents éclairagements avec une obturation grise (lot n° 3)

15 ANNEXE VI : Un exemple de traitement basé sur les contours⁸

Le tableau ci dessous présente les principales étapes du fonctionnement de cet algorithme.

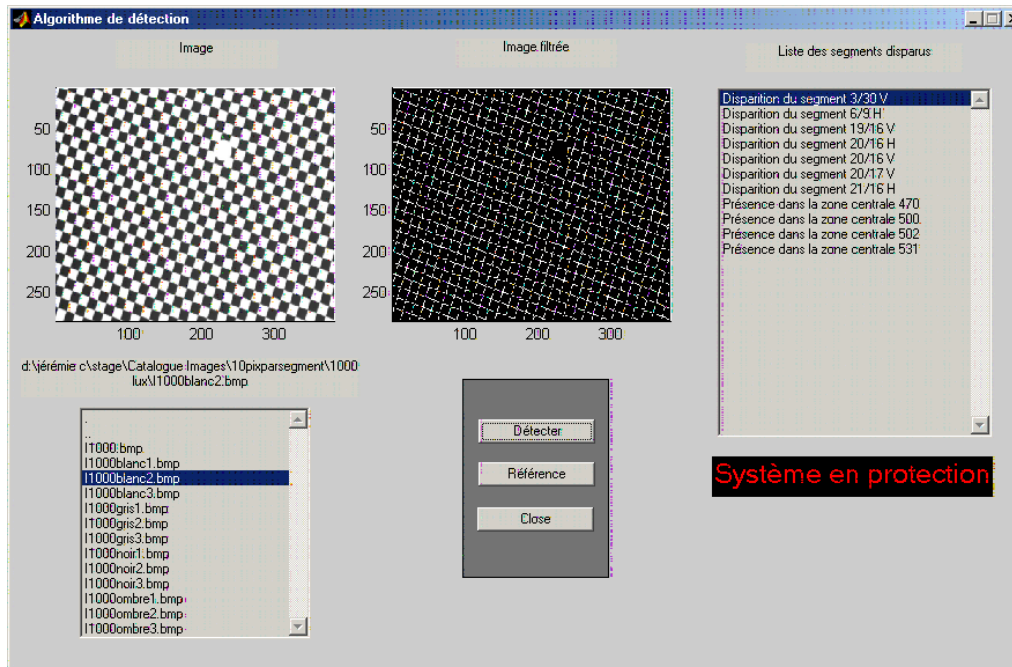
	Image de luminance	Image des contours	détection
Référence	 <p>On réalise une image de référence. C'est le reflet du cas idéal sans intrusion.</p>	 <p>On calcule l'image des contours en appliquant un filtre passe haut sur l'image de luminance.</p>	 <p>On traite l'image de contour de référence dans l'objectif de placer des zones d'observation. Il s'agit de situer les contours, de définir une zone englobant chaque portion du contour (une portion = segment de droite). On recherche également les zones centrales qui sont les zones complémentaires des zones segments. On mémorise les zones ainsi définies.</p>
Image sans intrusion			 <p>Pour chaque zone mémorisée, Le système se mettra en protection dès que :</p> <ul style="list-style-type: none"> • 2 segments contigus disparaissent : présence d'un objet, • 1/4 des segments disparaissent : mire détériorée, • 1/10 des zones centrales contiennent trop de pixels : trop de bruit. <p>Dans le cas présenté, on peut dire que les 4 segments sont présents et qu'il n'y a pas de points dans les zones centrales. Il n'y a pas intrusion.</p>
Image avec intrusion			 <p>Il n'y a pas assez de points de contours dans les zones 1 et 4. En conséquence, on peut conclure que des contours ont disparu.</p>

Détection d'intrusion par détection de disparition de segments

⁸ Cet algorithme est décrit de façon détaillée dans le document de travail référence : IET-S/02DT-052 - J. CHAUVET "Etude d'algorithmes de détection de personnes en zones dangereuses". Mémoire de fin d'étude, ENSEM, Nancy, 08/2002, 56 p.

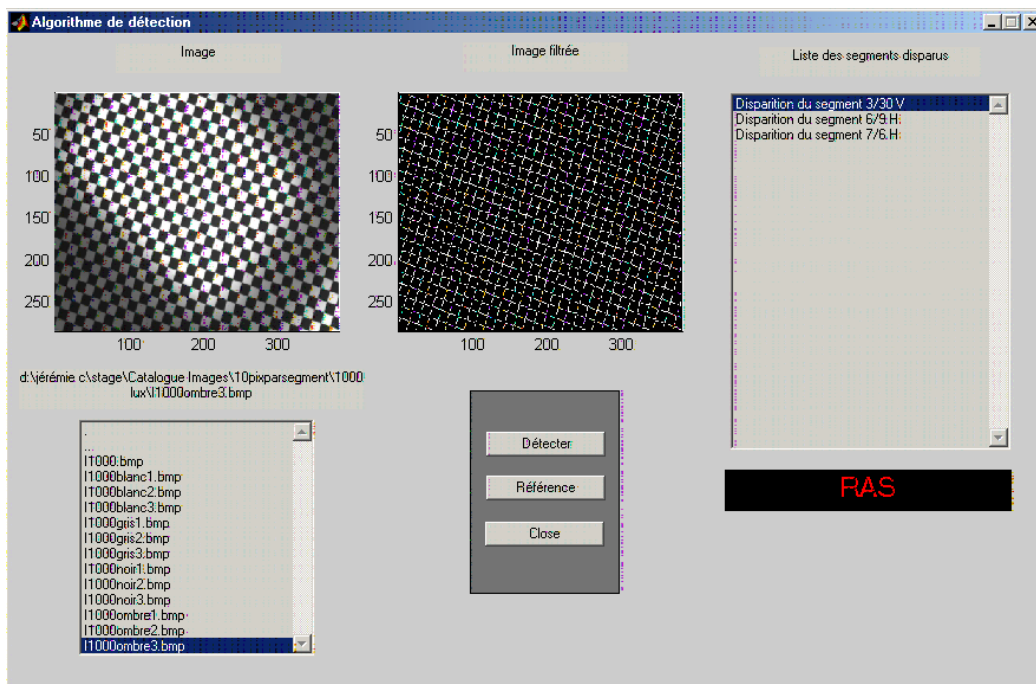
a) *Tests de l'algorithme*

Une maquette informatique de cet algorithme a permis de le tester sur une série d'images prises dans des conditions très variées : des éclairagements, des couleurs d'intrus, des positions diverses. Quelques cas intéressants sont illustrés par les figures suivantes



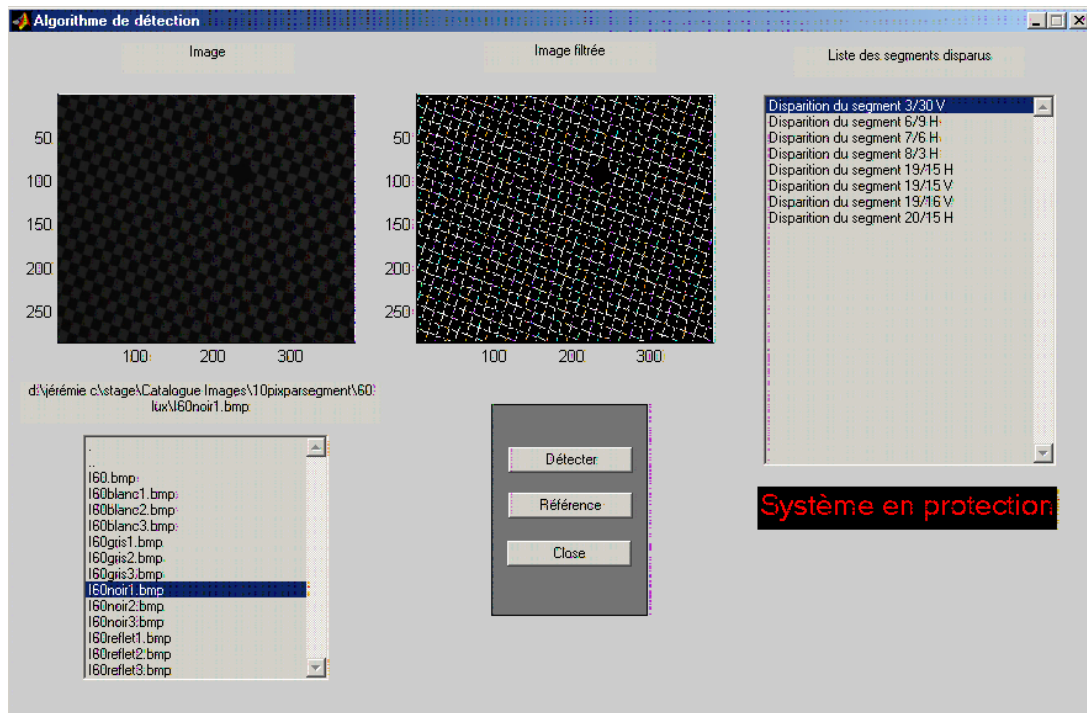
Présence d'un objet dans la mire

L'algorithme détecte la présence d'un objet. Il est même possible de le localiser puisqu'on connaît la position des segments disparus, et des zones centrales occupées.



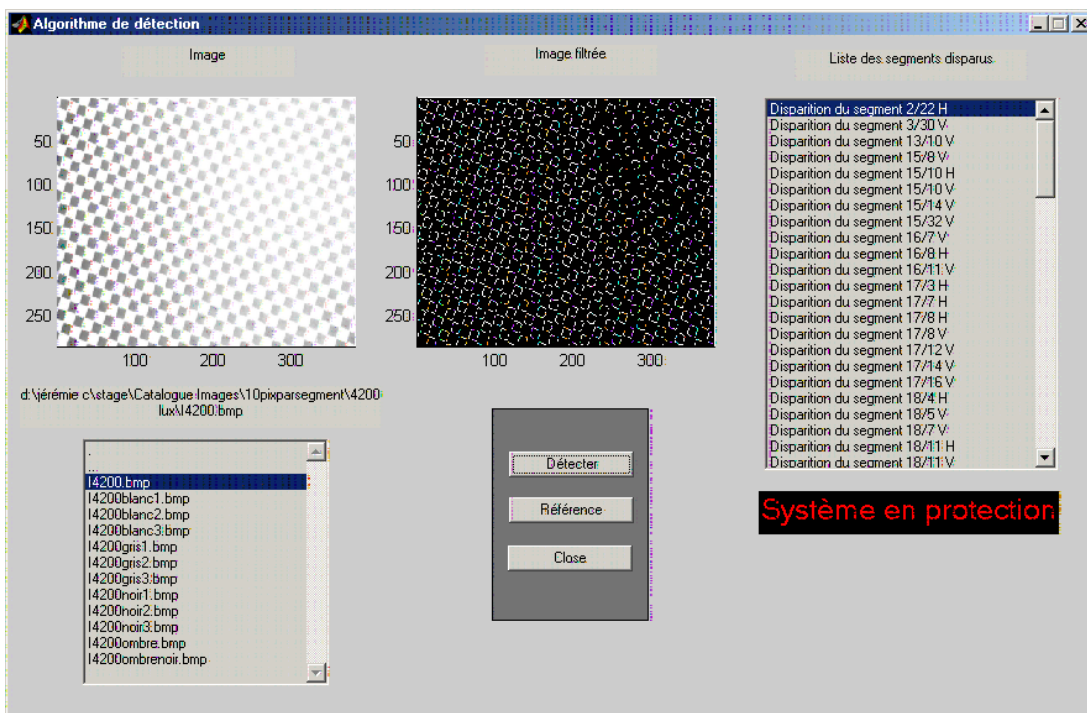
Mire non uniformément éclairée

Dans le cas d'une ombre, l'algorithme n'est pas perturbé. Les segments qu'il considère disparus sont en fait des segments incomplets proches des bords de l'image mais comme ils ne sont pas contigus, l'algorithme ne signale pas de présence.



Mire très peu éclairée

L'algorithme se comporte bien même avec un éclairage très faible. L'insensibilité à l'éclairément semble assez bonne. Voyons ce qui se passe dans le cas d'un reflet.

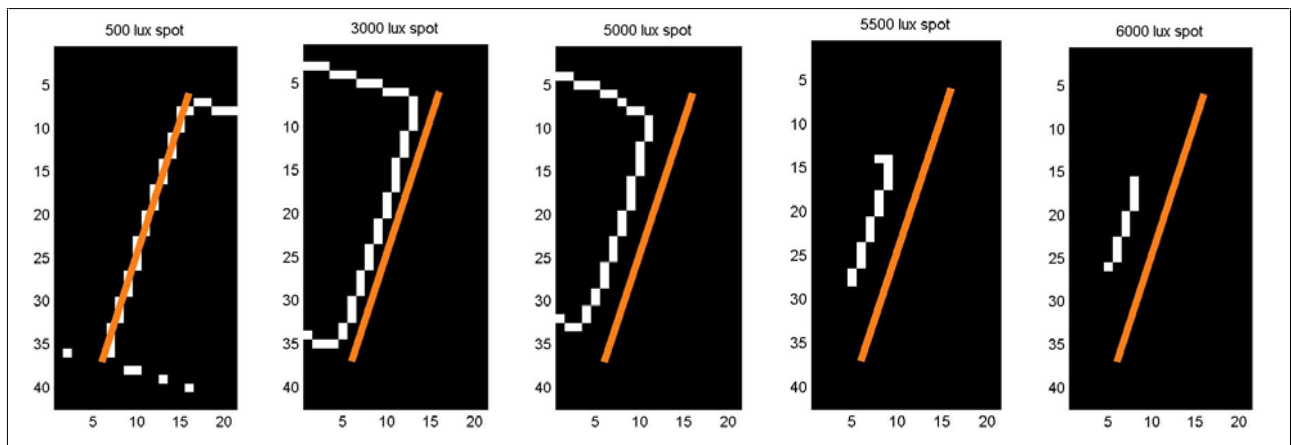


Mire exposée à un fort éclairément

L'algorithme fonctionne pour des reflets raisonnables. Mais ici, il est à la limite de son fonctionnement. Les contours de la mire sont situés hors des zones segments. La perte d'un grand nombre de segment provoque la mise en protection du système. Détaillons un peu plus précisément ces limites.

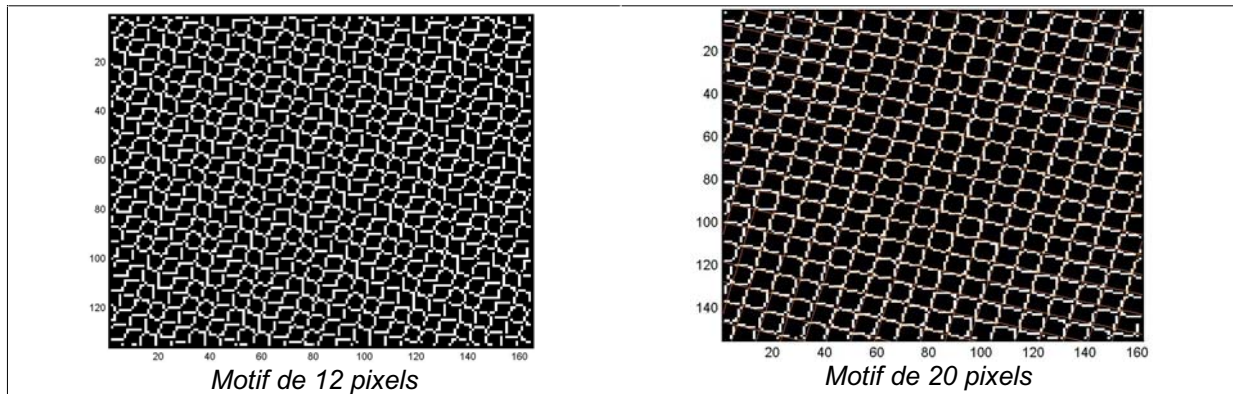
b) *Limites de l'algorithme*

La détermination d'une plage d'éclairement assurant un bon fonctionnement de l'algorithme n'est pas évidente. Elle dépend des caractéristiques et des réglages de la caméra. L'ouverture par exemple joue un rôle important. C'est plutôt la qualité de l'image qui va limiter l'algorithme. Il fonctionne tant que les contours de la mire restent dans les zones « segments ». Un éclaircissement trop important décalera les contours dans les zones centrales, provoquant la mise en protection du système. La figure suivante montre l'évolution du contour d'un carré avec l'éclairement. Le segment orange représente le segment repéré dans l'image de référence, les pixels contours sont eux représentés en blanc. Le contour a tendance à se rétrécir dès que le CCD commence à saturer. Le phénomène s'amplifie jusqu'à disparition complète du contour lorsque le gradient n'est plus assez important.



Evolution du contour avec l'éclairement

L'éclairement n'est pas la seule limitation de l'algorithme. La taille de la zone d'étude en est une autre. La recherche de maxima est efficace à partir du moment où le filtrage donne effectivement des droites. Ce n'est le cas que si la résolution de l'image est suffisamment grande. La transition noire/blanc prenant plusieurs pixels, le contour n'est défini qu'à cet écart près. La distance entre les contours doit donc être suffisamment supérieure à cet écart. Les tests effectués montre que pour une taille de motif inférieure à 20 pixels, les droites repérées ne correspondent plus aux contours réels de la mire.



Influence de la résolution sur le filtrage

Ces limites sont logicielles. Elles n'intègrent pas les problèmes liés à l'optique de la caméra comme la déformation géométrique par exemple.

c) *Conclusion sur cet algorithme*

Les variations uniformes d'éclairage, les ombres et reflets s'ils ne sont pas excessivement marqués, ne perturbent pas le système de détection. On peut toutefois regretter que l'algorithme ne fonctionne pas pour des hautes valeurs d'éclairage où les motifs sont encore visibles.

Le seul inconvénient que l'on peut voir dans l'algorithme présenté, c'est qu'il n'est adapté qu'à un seul type de mire alors que l'approche structurelle est suffisamment générale pour être appliquée à toutes formes de mire.

16 ANNEXE VII : Modèles couleurs

Les modèles auxquels nous nous sommes intéressés dans le cadre de cette étude sont donnés par le tableau ci-dessous.

Modèle	Composante 1	Composante 2	Composante 3
RGB	Red	Green	Blue
rgb normalisé	$r = \frac{R}{R + G + B}$	$g = \frac{G}{R + G + B}$	$b = \frac{B}{R + G + B}$
HSI	Intensity $I = \frac{R + G + B}{3}$	Saturation $S = 1 - \frac{3 \times \min(R, G, B)}{R + G + B}$	Hue $H = \arctan\left(\frac{\sqrt{3} \times (G - B)}{(R - G) + (R - B)}\right)$
HSV	Value $V = \max(R, G, B)$	Saturation Si $V \neq 0$ alors $S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}$ sinon $S = 0$	Hue si $S = 0$ alors H est indéfini si $S \neq 0$ alors si $R = \max(R, G, B)$ alors $H = \frac{G - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}$ si $G = \max(R, G, B)$ alors $H = 2 + \frac{B - R}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}$ si $B = \max(R, G, B)$ alors $H = 4 + \frac{R - G}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}$ $H = H + 60, H = H + 360$ pour $H < 0$
HSL	Lightness $L = \frac{\max(R, G, B) + \min(R, G, B)}{2}$	Saturation si $ \max(R, G, B) - \min(R, G, B) = 0,0000001$ $H =$ indéfini et $S = 0$ $S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B) + \min(R, G, B)}$ sinon pour $L < 0,5$ pour $L = 0,5$ $S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{2 - \max(R, G, B) - \min(R, G, B)}$	Hue si $R = \max(R, G, B)$ alors $H = \frac{G - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}$ si $G = \max(R, G, B)$ alors $H = 2 + \frac{B - R}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}$ si $B = \max(R, G, B)$ alors $H = 4 + \frac{R - G}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}$ $H = H + 60, H = H + 360$ pour $H < 0$

Modèle	Composante 1	Composante 2	Composante 3
C₁, C₂, C₃	$c1 = \arctan\left(\frac{R}{\max(G, B)}\right)$	$c2 = \arctan\left(\frac{G}{\max(R, B)}\right)$	$c3 = \arctan\left(\frac{B}{\max(R, G)}\right)$
I₁I₂I₃ (Otah)	$I_1 = \frac{(R-G)^2}{(R-G)^2 + (R-B)^2 + (G-B)^2}$	$I_2 = \frac{(R-B)^2}{(R-G)^2 + (R-B)^2 + (G-B)^2}$	$I_3 = \frac{(G-B)^2}{(R-G)^2 + (R-B)^2 + (G-B)^2}$
CIE XYZ	<p>CIE ccir-601 – C illuminant X = 0,607xR+0,174xG+0,200xG</p> <p>CIE ccir-709 – D65 illuminant X = 0,412xR+0,358xG+0,180xG</p> <p>CIE ccir-itu – D65 illuminant X = 0,431xR+0,342xG+0,178xG</p>	<p>CIE ccir-601 – C illuminant Y = 0,299xR+0,587xG+0,114xG</p> <p>CIE ccir-709 – D65 illuminant Y = 0,213xR+0,715xG+0,072xG</p> <p>CIE ccir-itu – D65 illuminant Y = 0,222xR+0,707xG+0,071xG</p>	<p>CIE ccir-601 – C illuminant Z = 0,000xR+0,066xG+1,116xG</p> <p>CIE ccir-709 – D65 illuminant Z = 0,019xR+0,119xG+0,950xG</p> <p>CIE ccir-itu – D65 illuminant Z = 0,020xR+0,130xG+0,939xG</p>
CIE xyz normalisé	$x = \frac{X}{X + Y + Z}$	$y = \frac{Y}{X + Y + Z}$	$z = \frac{Z}{X + Y + Z}$
CIE L*u*v	<p>Luminance</p> $L = 116 \times \left(\frac{Y}{Y_n}\right)^t - 16, \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} > 0,008856$ $L = 903,3 \times \frac{Y}{Y_n} \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} \leq 0,008856$	<p>u = 13 x L x (u' - u'_n)</p> <p>avec :</p> $u' = \frac{2x}{6y - x + 1,5}$ <p>Avec u'_n calculé à partir de Xn, Yn, Zn correspondant au blanc.</p>	<p>v = 13 x L x (v' - v'_n)</p> <p>avec :</p> $v' = \frac{4,5y}{6y - x + 1,5}$ <p>Avec v'_n calculé à partir de Xn, Yn, Zn correspondant au blanc.</p>
CIE L*a*b	<p>Luminance</p> $L = 116 \times \left(\frac{Y}{Y_n}\right)^t - 16, \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} > 0,008856$ $L = 903,3 \times \frac{Y}{Y_n} \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} \leq 0,008856$	$a = 500 \times \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right]$ <p>Avec pour t > 0,008856</p> $f(t) = \sqrt[3]{t}$ <p>Et pour t = 0,008856</p> $f(t) = 7,787t + \frac{16}{116}$	$b = 200 \times \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right]$ <p>Avec pour t > 0,008856</p> $f(t) = \sqrt[3]{t}$ <p>Et pour t = 0,008856</p> $f(t) = 7,787t + \frac{16}{116}$
CIE L*H_{ab}*C_{ab}	<p>Luminance</p> $L = 116 \times \left(\frac{Y}{Y_n}\right)^t - 16, \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} > 0,008856$ $L = 903,3 \times \frac{Y}{Y_n} \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} \leq 0,008856$	$H_{ab} = \arctan\left(\frac{b}{a}\right)$	$C_{ab} = \sqrt{a^2 + b^2}$
CIE L*H_{uv}*C_{uv}	<p>Luminance</p> $L = 116 \times \left(\frac{Y}{Y_n}\right)^t - 16, \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} > 0,008856$ $L = 903,3 \times \frac{Y}{Y_n} \text{ pour } \frac{Y}{Y_n} \leq 0,008856$	$H_{uv} = \arctan\left(\frac{v}{u}\right)$	$C_{uv} = \sqrt{u^2 + v^2}$
Modèle	Composante 1	Composante 2	Composante 3

CIE associated standard YUV	Luminance $Y = 0,299xR+0,587xG+0,114xG$	Chroma 1 $U = -0,169xR-0,331xG+0,500xG$	Chroma 2 $V = 0,500xR-0,419xG-0,081xG$
CIE associated standard YIQ	Luminance $Y = 0,299xR+0,587xG+0,114xG$	Chroma 1 $I = 0,596xR-0,275xG-0,321xG$	Chroma 2 $Q = 0,212xR-0,528xG+0,311xG$
CIE associated standard YCrCb	Luminance CIE ccir-601 – C illuminant $Y = 0,299xR+0,587xG+0,114xG$ CIE ccir-709 – D65 illuminant $Y = 0,213xR+0,715xG+0,072xG$ CIE ccir-itu – D65 illuminant $Y = 0,222xR+0,707xG+0,071xG$	$Cr = \frac{R - Y}{2 - 2 \times Kr}$	$Cb = \frac{B - Y}{2 - 2 \times Kb}$
CIE associated standard YCC	Luminance $R' = f(R)$ $G' = f(G)$ $B' = f(B)$ Avec pour $t > 0,018$ $f(t) = -1,0999 \times t^{0,45} - 0,099$ Pour $t = 0,018$ $f(t) = 4,5 \times t$ $Y' = 0,299xR'+0,587xG'+0,114xB'$ $Y = (255 / 1,402) \times Y'$	$R' = f(R)$ $G' = f(G)$ $B' = f(B)$ Avec pour $t > 0,018$ $f(t) = -1,0999 \times t^{0,45} - 0,099$ Pour $t = 0,018$ $f(t) = 4,5 \times t$ $C1' = -0,299xR'-0,587xG'+0,886xB'$ $C1 = 111,40 \times C1' + 156$	$R' = f(R)$ $G' = f(G)$ $B' = f(B)$ Avec pour $t > 0,018$ $f(t) = -1,0999 \times t^{0,45} - 0,099$ Pour $t = 0,018$ $f(t) = 4,5 \times t$ $C2' = 0,701xR'-0,587xG'-0,114xB'$ $C2 = 135,64 \times C2' + 137$

17 ANNEXE VIII : Bases d'images couleurs

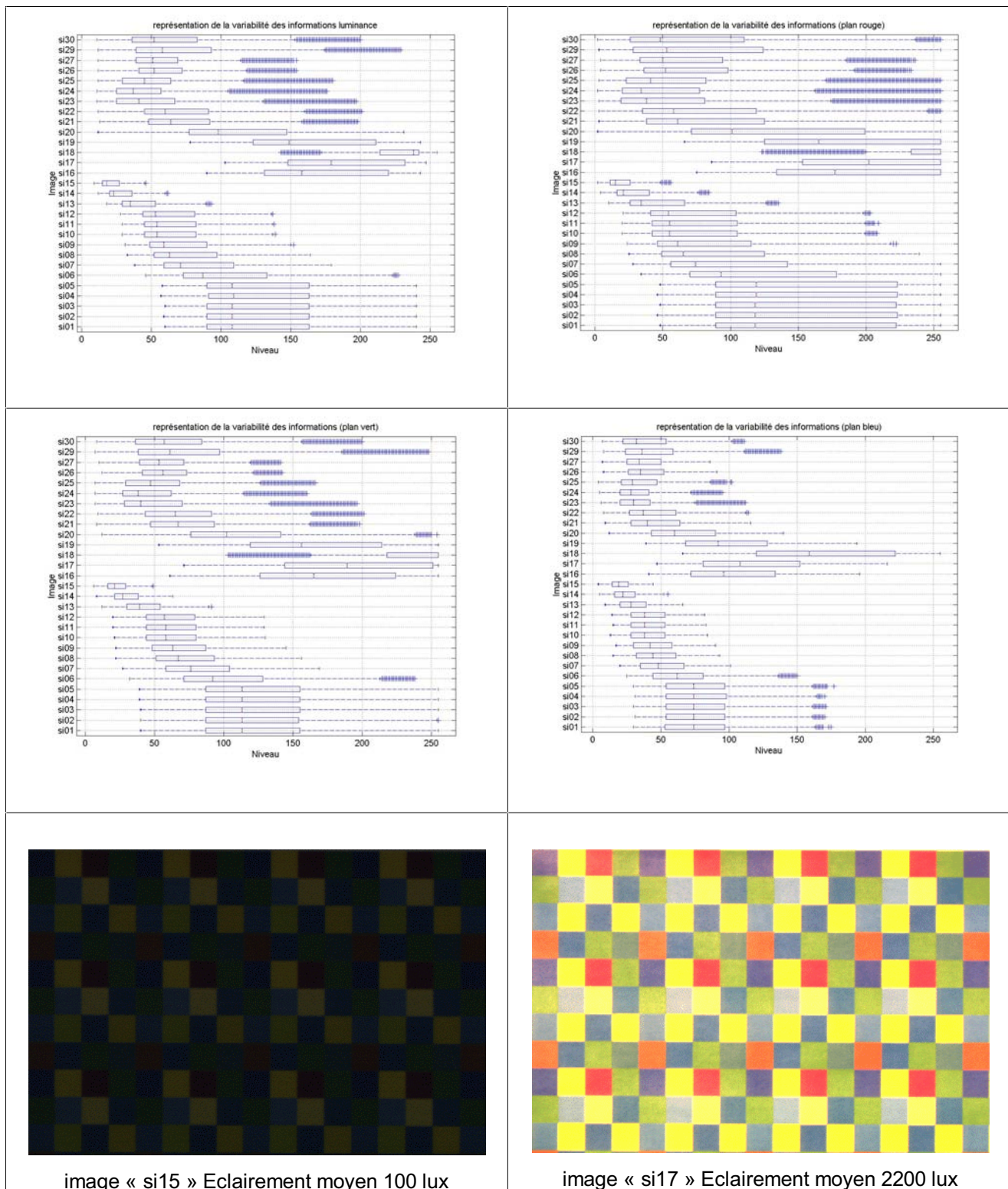


image « si15 » Eclairage moyen 100 lux

image « si17 » Eclairage moyen 2200 lux

Caractérisation de la base d'image n° 1

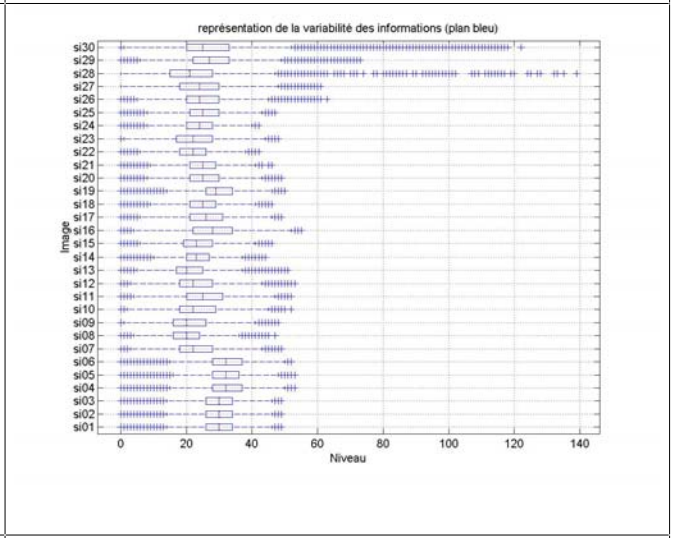
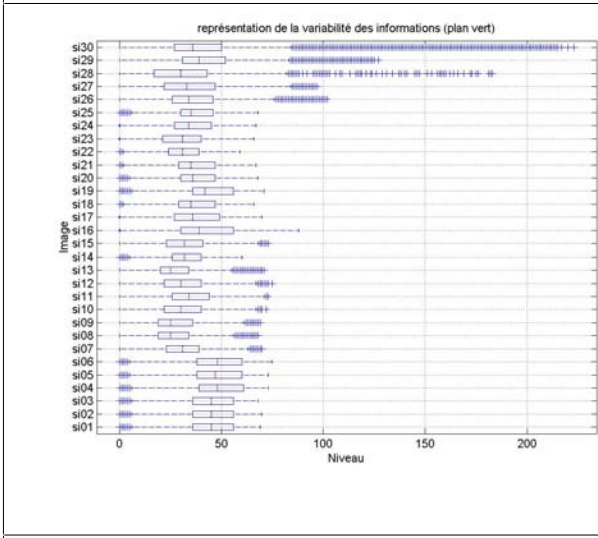
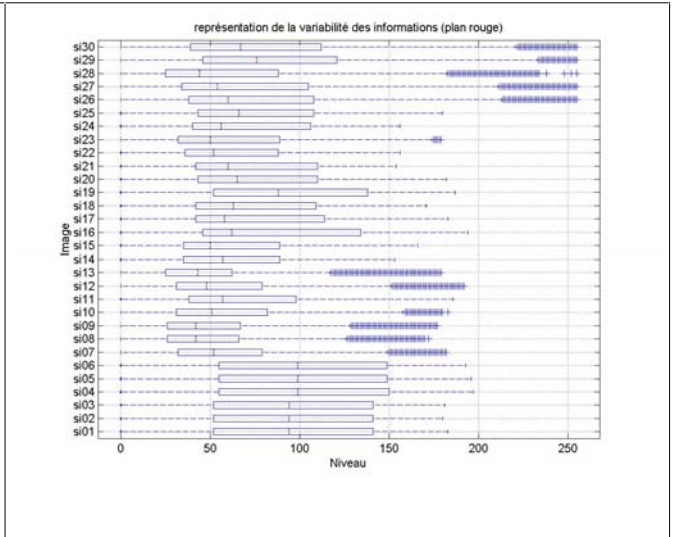
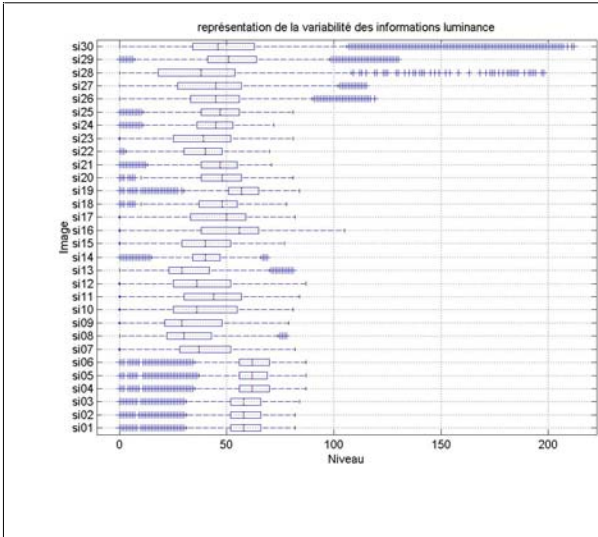


image « si06 » Eclaircement moyen 400 lux

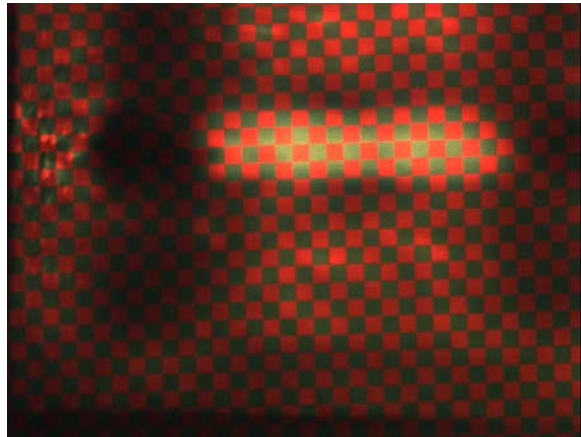


image « si30 »

Caractérisation de la base d'image n° 2

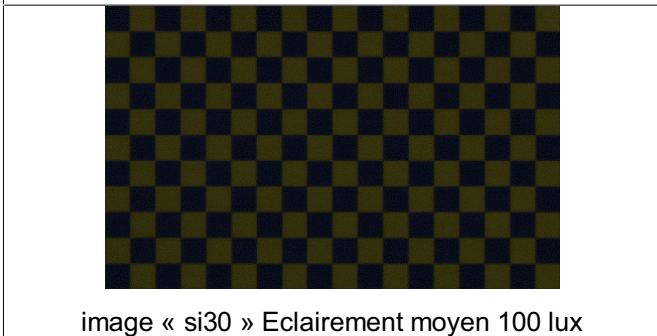
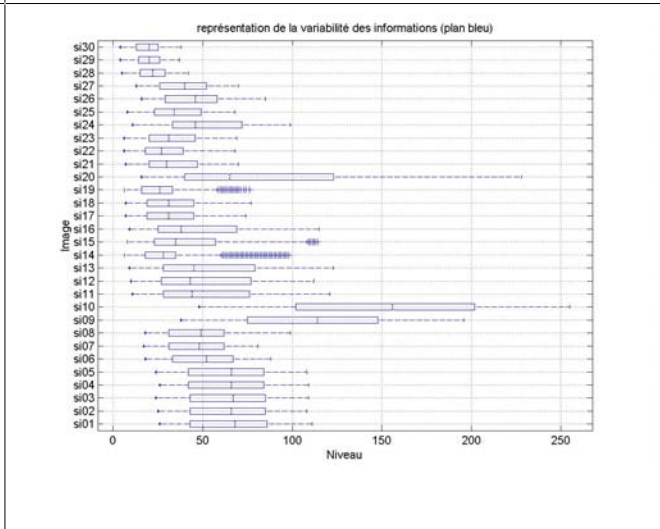
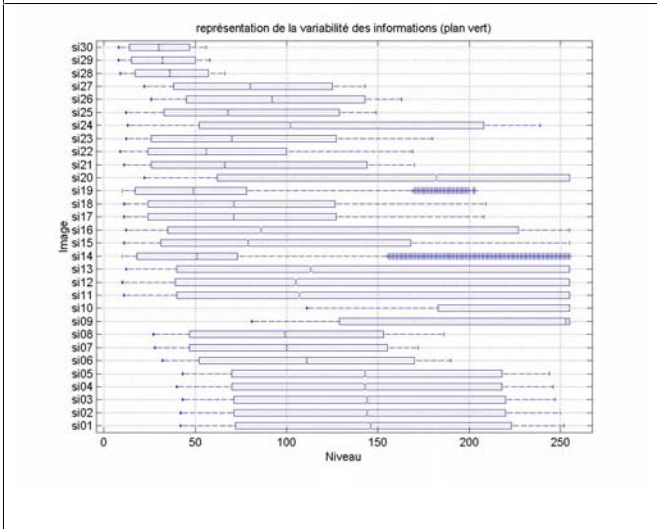
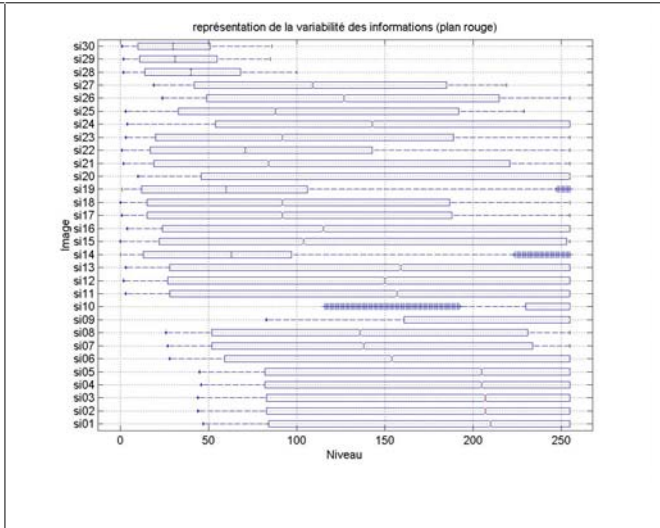
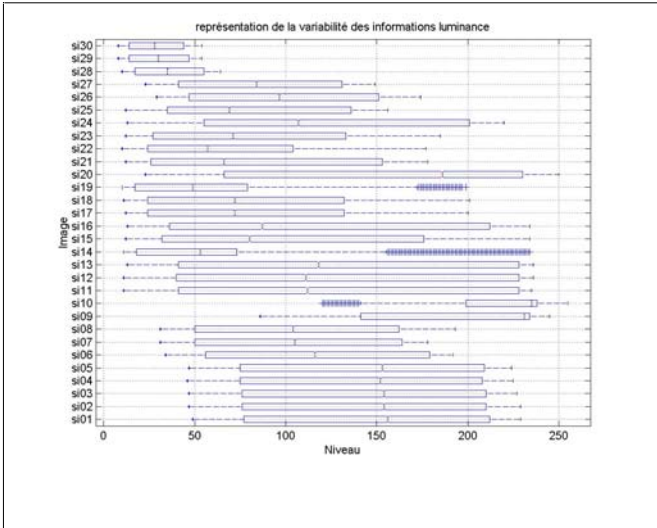


image « si30 » Eclaircement moyen 100 lux

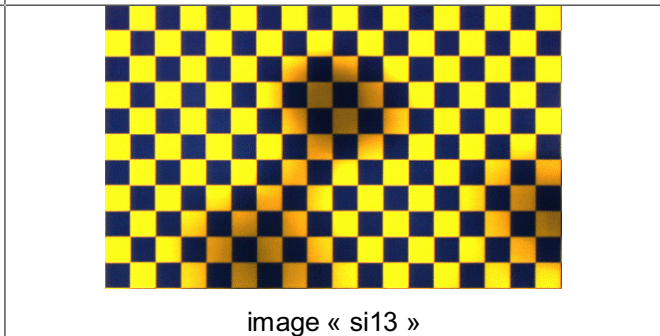


image « si13 »

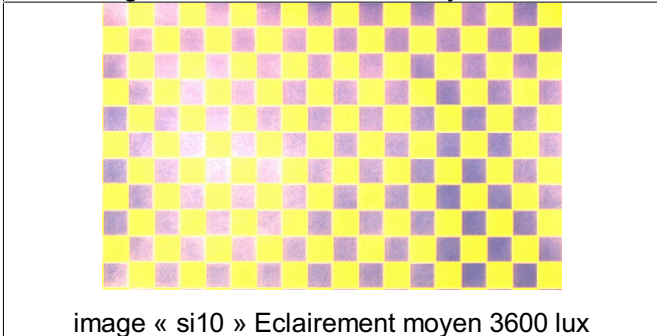


image « si10 » Eclaircement moyen 3600 lux

Caractérisation de la base d'image n° 3

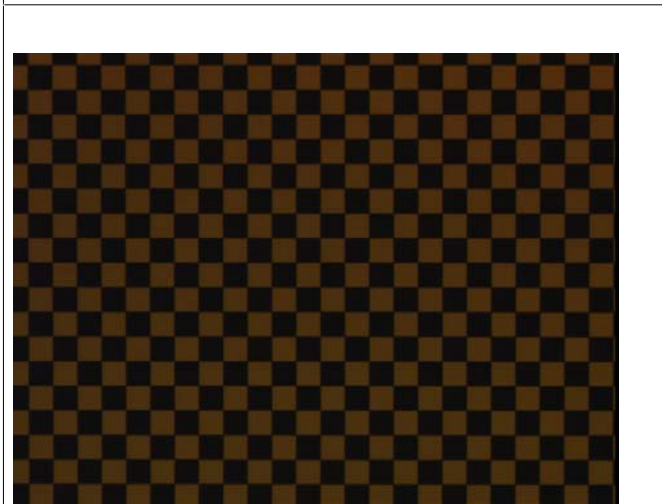
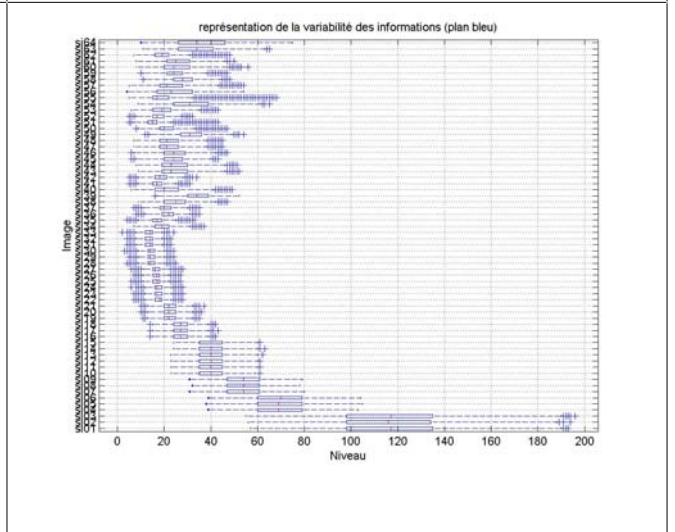
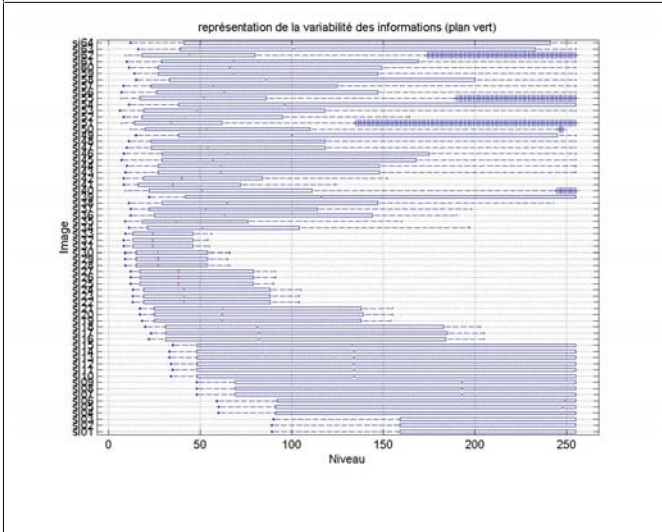
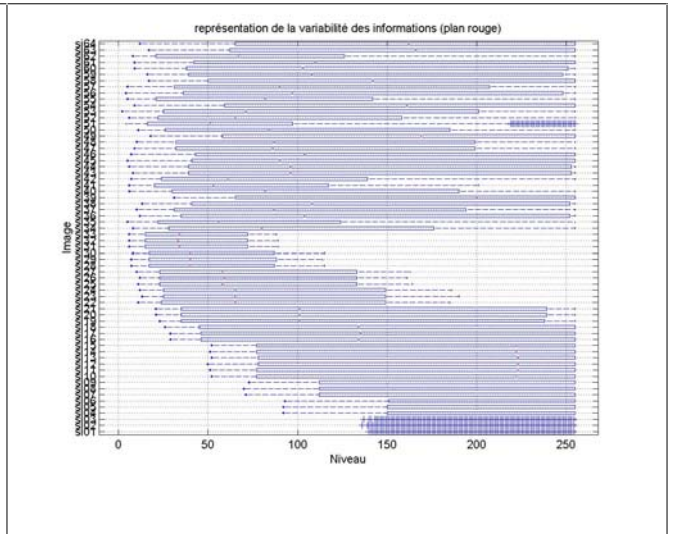
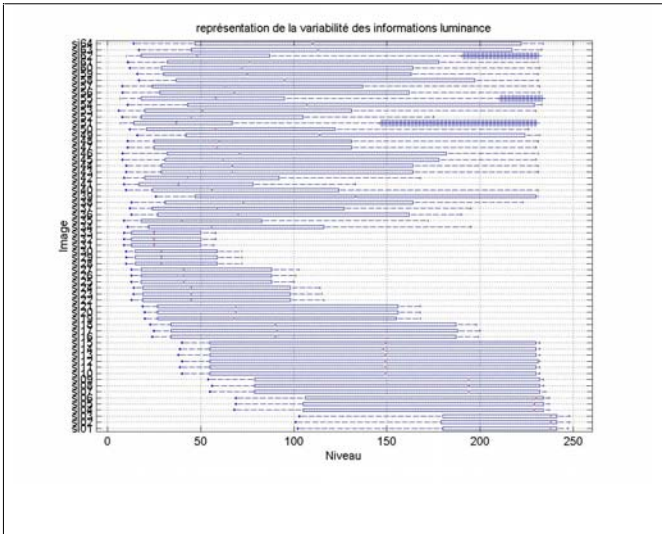


image « si13 » Eclaircement moyen 100 lux

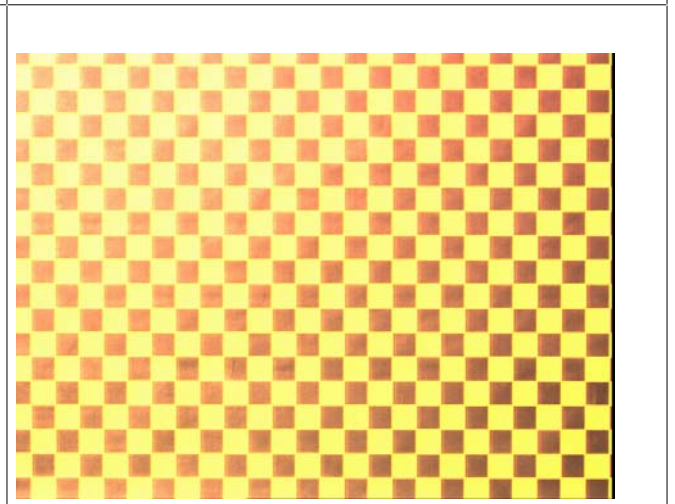
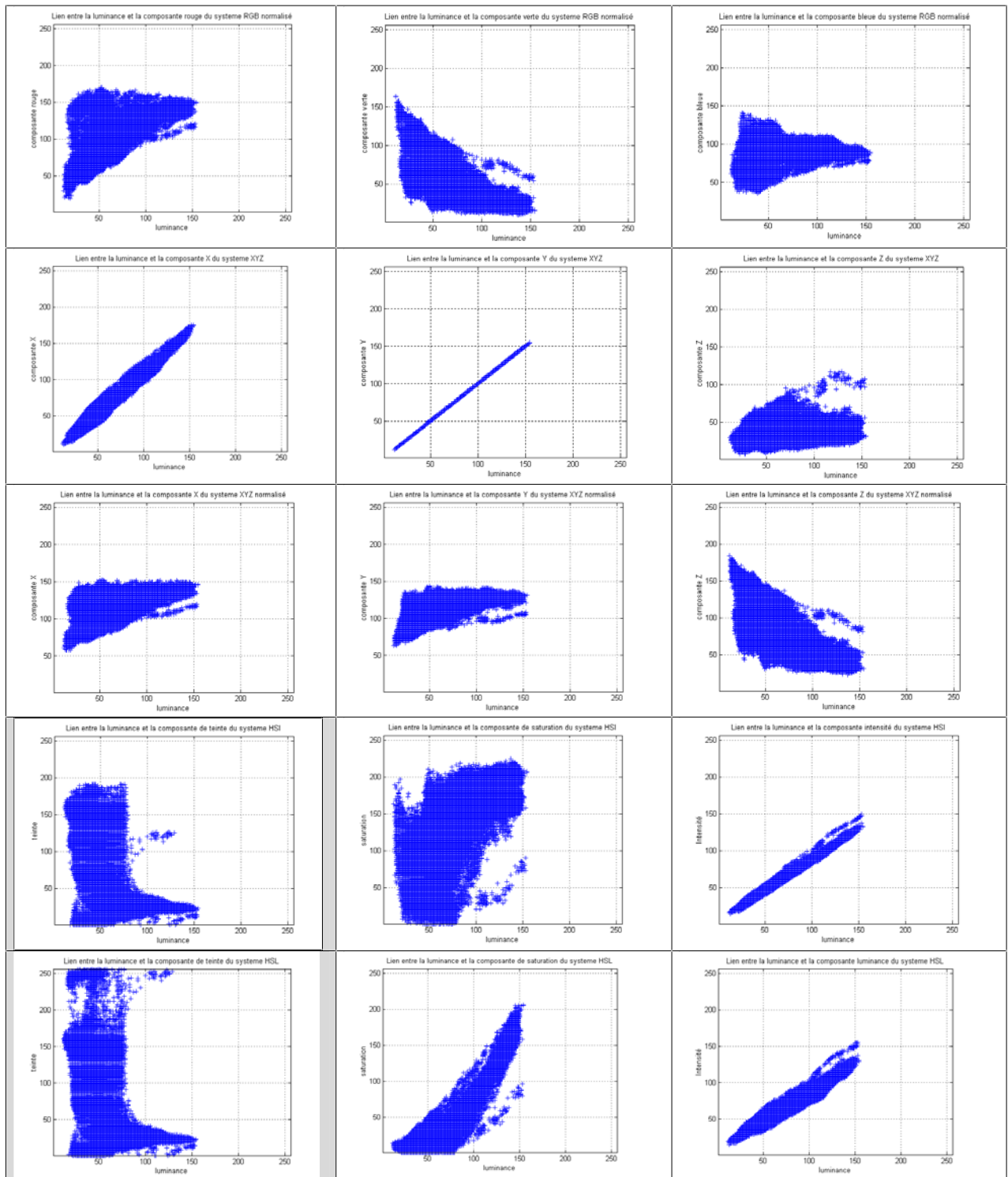
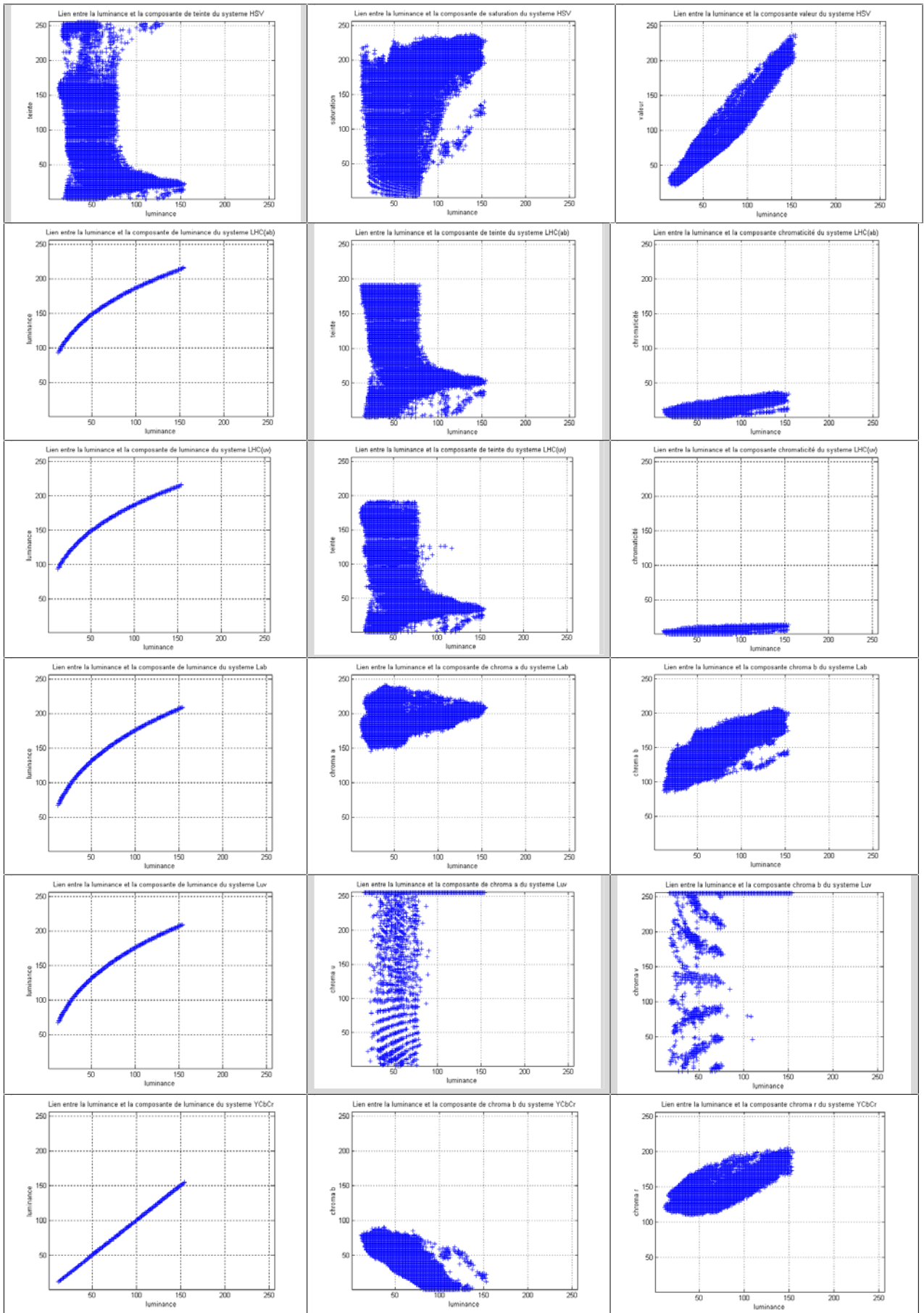


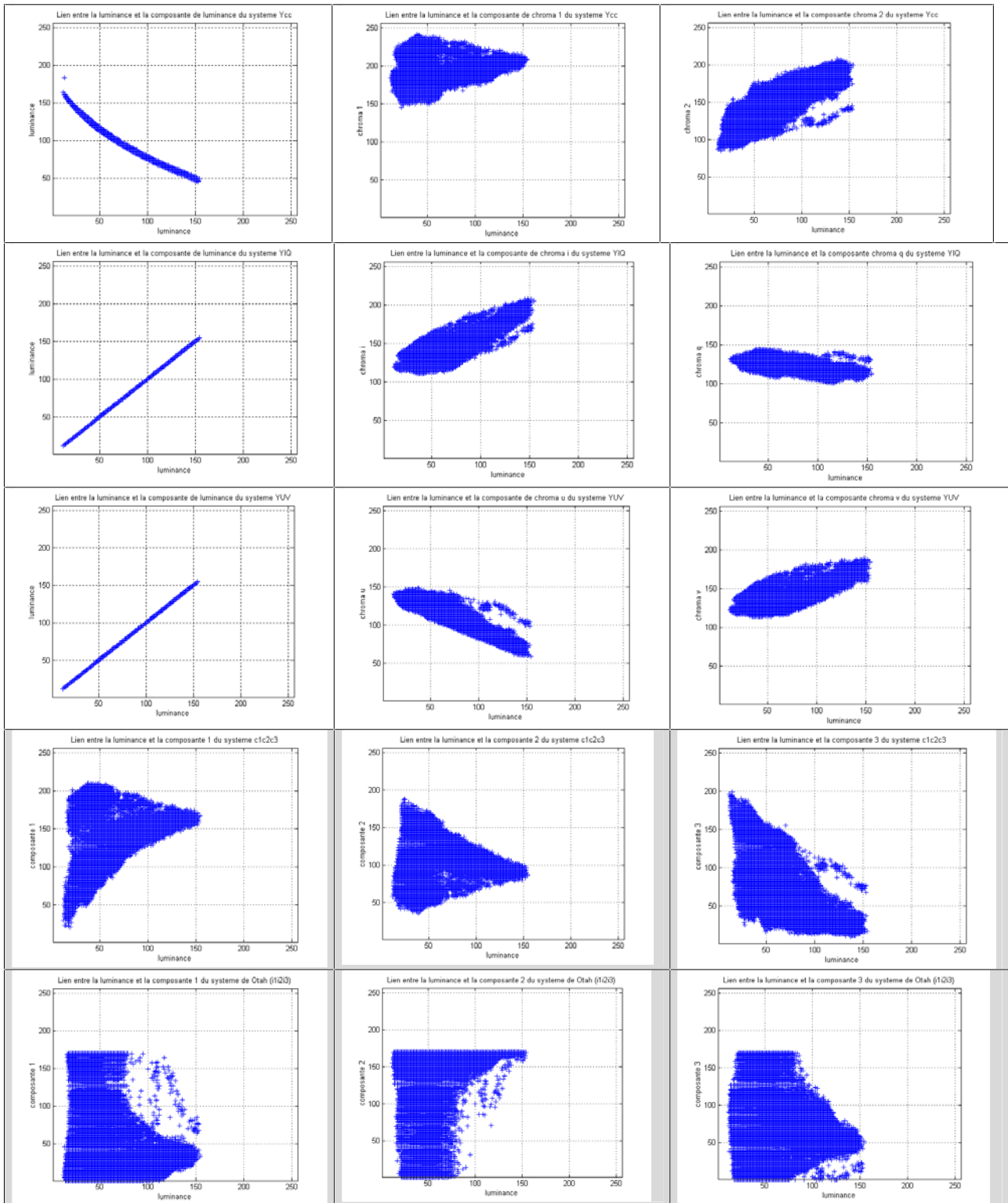
image « si01 » Eclaircement moyen 3000 lux

Caractérisation de la base d'image n° 4

18 ANNEXE IX : Corrélation entre les composantes couleurs et la luminance







19 ANNEXE X : Tests statistiques : comparaison de distributions

Composantes	Test de comparaison des moyennes	Test de Mann Whitney (Wilcoxon). Comparaison des médianes	Test de Kolmogorov Smirnov. Comparaison des distributions
R-RGB	Intervalle de confiance à 95% [-20555,8 ;17438,2] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,50 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 > = 0,05 Pas de différence statistiquement significative
G-RGB	Intervalle de confiance à 95% [-22540,1 ;19707,9] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,52895 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 > = 0,05 Pas de différence statistiquement significative
B-RGB	Intervalle de confiance à 95% [-21116,3 ;18331,0] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,50 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 > = 0,05 Pas de différence statistiquement significative
r-rgb normalisé	Intervalle de confiance à 95% [-5051,18 ;799,628] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,000003 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative
g-rgb normalisé	Intervalle de confiance à 95% [-10887,7 ;7104,49] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,200443 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,019 < 0,05 Différence statistiquement significative
b-rgb normalisé	Intervalle de confiance à 95% [-2326,45 ;-2019,06] Ne contient pas 0 Différence statistiquement significative	Proba. = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative
X-XYZ	Intervalle de confiance à 95% [-21849,1 ;18942,8] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,5547 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 > = 0,05 Pas de différence statistiquement significative
Y-XYZ	Intervalle de confiance à 95% [-26493,9 ;24257] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,64258 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,531149 > = 0,5 Pas de différence statistiquement significative

Composantes	Test de comparaison des moyennes	Test de Mann Whitney (Wilcoxon). Comparaison des médianes	Test de Kolmogorov Smirnov. Comparaison des distributions
Z-XYZ	Intervalle de confiance à 95% [-22105,7 ; 19322,6] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,5048 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 > = 0,05 Pas de différence statistiquement significative
x-xyz normalisé	Intervalle de confiance à 95% [-6351,15 ; 2208,62] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,001166 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative
y-xyz normalisé	Intervalle de confiance à 95% [-6058,9 ; 1980,19] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,0447 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0137 < 0,05 Différence statistiquement significative
z-xyz normalisé	Intervalle de confiance à 95% [-9918,82 ; 6064,28] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,0734 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0044 < 0,05 Différence statistiquement significative
H-HSI	Intervalle de confiance à 95% [-2505,73 ; -1838,17] Ne contient pas 0 Différence statistiquement significative	Proba. = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative
S-HSI	Intervalle de confiance à 95% [-10108,7 ; 6300,63] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,105 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,019 < 0,05 Différence statistiquement significative
I-HSI	Intervalle de confiance à 95% [-25105,7 ; 22617,3] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,57 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 > = 0,05 Pas de différence statistiquement significative
H-HSL	Intervalle de confiance à 95% [-2511,92 ; -1843,7] Ne contient pas 0 Différence statistiquement significative	Proba. = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative
S-HSL	Intervalle de confiance à 95% [-19302,2 ; 16719,0] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,51419 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,12 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative

Composantes	Test de comparaison des moyennes	Test de Mann Whitney (Wilcoxon). Comparaison des médianes	Test de Kolmogorov Smirnov. Comparaison des distributions
L-HSL	Intervalle de confiance à 95% [-21949,7 ; 19129,4] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,52366 \geq 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 \geq 0,05 Pas de différence statistiquement significative
H_HSV	Intervalle de confiance à 95% [-2511,71 ; -1843,91] Ne contient pas 0 Différence statistiquement significative	Proba. = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative
S-HSV	Intervalle de confiance à 95% [--8059,57 ; 4295,56] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,028 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,000127 < 0,05 Différence statistiquement significative
V-HSV	Intervalle de confiance à 95% [-20462,3 ; 17479] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,50 \geq 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,255904 $>$ 0,05 Pas de différence statistiquement significative
L-LHC(ab)	Intervalle de confiance à 95% [-27207,5 ; 25089,0] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,63331 \geq 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,53114 \geq 0,05 Pas de différence statistiquement significative
H-LHC(ab)	Intervalle de confiance à 95% [-2317,22 ; -2008,69] Ne contient pas 0 Différence statistiquement significative	Proba. = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative
C-LHC(ab)	Intervalle de confiance à 95% [-12348,4 ; 8641,71] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,088 \geq 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,003 < 0,05 Différence statistiquement significative
L-LHC(uv)	Intervalle de confiance à 95% [-27207,5 ; 25089,0] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,63331 \geq 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,531149 $>$ 0,05 Pas de différence statistiquement significative
H-LHC(uv)	Intervalle de confiance à 95% [-2316,98 ; -2003,11] Ne contient pas 0 Différence statistiquement significative	Proba. = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0 < 0,05 Différence statistiquement significative

Composantes	Test de comparaison des moyennes	Test de Mann Whitney (Wilcoxon). Comparaison des médianes	Test de Kolmogorov Smirnov. Comparaison des distributions
C-LHC(uv)	Intervalle de confiance à 95% [-13928,4 ; 10297,3] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,308 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,0516127 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative
L-Lab	Intervalle de confiance à 95% [-27551,5 ; 25483,9] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,6379 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,48259 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative
Composantes	Test de comparaison des moyennes	Test de Mann Whitney (Wilcoxon). Comparaison des médianes	Test de Kolmogorov Smirnov. Comparaison des distributions
Y-YIQ	Intervalle de confiance à 95% [-26493,9; 24257] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,6425 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,531149 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative
Y-YUV	Intervalle de confiance à 95% [-26493 ; 24257] Contient 0 Pas de différence statistiquement significative	Proba. = 0,64258 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative	Proba. Approximée = 0,531149 >= 0,05 Pas de différence statistiquement significative